



**ANTÓNIO JOSÉ                      RELAÇÃO ENTRE BITCOIN, ALTCOINS E MOEDAS**  
**RODRIGUES AMARAL       CONVENCIONAIS: UMA ANÁLISE QUANTITATIVA**





**ANTÓNIO JOSÉ  
RODRIGUES AMARAL**

**RELAÇÃO ENTRE BITCOIN, ALTCOINS E MOEDAS  
CONVENCIONAIS: UMA ANÁLISE QUANTITATIVA**

Dissertação apresentada à Universidade de Aveiro para cumprimento dos requisitos necessários à obtenção do grau de Mestre em Economia, realizada sob a orientação científica do Professora Doutora Mara Teresa Silva Madaleno, Professora Auxiliar do Departamento de Economia, Gestão, Engenharia Industrial e Turismo, e sob a coorientação científica da Professora Doutora Anabela Botelho, Professora Catedrática do Departamento de Economia, Gestão, Engenharia Industrial e Turismo.



Dedico este trabalho aos meus pais, pelos sacrifícios que fizeram e por todo o apoio que me deram.



## **o júri**

presidente

**Professora Doutora Margarida Matias Robaina**

professora auxiliar do Departamento de Economia, Gestão, Engenharia Industrial e Turismo da Universidade de Aveiro

**Professor Doutor Júlio Fernando Seara Sequeira da Mota Lobão**

professor auxiliar da Faculdade de Economia da Universidade do Porto

**Professora Doutora Mara Teresa da Silva Madaleno**

professora auxiliar do Departamento de Economia, Gestão, Engenharia Industrial e Turismo da Universidade de Aveiro





## **agradecimentos**

Agradeço aos meus pais, pelo apoio, pela compreensão e por me proporcionarem todas as condições necessárias ao longo do meu percurso académico para que conseguisse atingir os meus objetivos.

Agradeço à minha orientadora, a Professora Doutora Mara Madaleno, pelo aconselhamento, pela orientação e pela permanente disponibilidade demonstrada ao longo de todas as fases deste trabalho, e também à Professora Anabela Botelho.

Agradeço também a todos aqueles que, de uma forma ou de outra, contribuíram para a realização deste trabalho.



## **palavras-chave**

Bitcoin, Altcoins, Taxas de Câmbio, Preços, Volatilidade.

## **resumo**

Criptomoedas são meios digitais de pagamentos, com proteção contra falsificação, cópia e modificação. A bitcoin é a primeira e mais popular criptomoeda existente e as moedas digitais que apareceram após a bitcoin são chamadas altcoins. Ao contrário das taxas de câmbio, o mercado de criptomoedas não é regulamentado, estando apenas sujeito às condições da oferta e da procura. O presente trabalho investiga as possíveis relações existentes entre a Bitcoin, altcoins e moedas convencionais, ao nível dos preços e das suas volatilidades estimadas, para um período de tempo compreendido entre Agosto de 2015 e Janeiro de 2018.

Os resultados empíricos obtidos através da estimação de modelos de vetor autorregressivo de correção de erros (VEC) e de testes de causalidade de Granger permitem-nos concluir que existem correlações significativas entre as criptomoedas em estudo, havendo evidências de relações de causalidade entre elas, tanto ao nível da análise de preços como ao nível das volatilidades. Ao nível das séries de volatilidade comprovou-se a existência efetiva de duas relações de causalidade unidirecionais, entre o yen japonês e a Bitcoin e entre o won coreano e o Ethereum. Estes resultados revelam uma crescente cointegração entre os dois tipos de mercado, indiciando que deve ser dada atenção especial às relações que se começam a verificar entre eles, sendo de particular interesse para os investidores.



**keywords**

Bitcoin, Altcoins, Exchange Rates, Prices, Volatility.

**abstract**

Cryptocurrencies are digital means of payment, with protection against falsification, copying and modification. Bitcoin is the first and most popular crypto-currency existing and the digital coins that have appeared after bitcoin are called altcoins. Unlike exchange rates, the cryptocurrency market is unregulated, subject only to supply and demand conditions. The present work investigates the possible relationships between Bitcoin, altcoins and conventional currencies, in terms of prices and their estimated volatilities, for a period of time between August 2015 and January 2018.

The empirical results obtained by estimating vector autoregressive models with error correction (VEC) and Granger causality tests allow us to conclude that there are significant correlations between the crypto-currencies under study, and there is evidence of causal relationships between them, both in the price analysis and in the level of volatilities. At the level of the volatility series, the existence of two unidirectional causal relations between the Japanese yen and Bitcoin and between the Korean won and the Ethereum was verified. These results reveal a growing cointegration between the two types of market, indicating that particular attention should be paid to the relationships that are beginning to be verified between them, being of particular interest to investors.



# Índice

Índice Figuras .....	ii
Índice Tabelas.....	iii
Lista Acrónimos .....	iv
1. Introdução .....	1
2. As criptomoedas.....	3
3. Revisão da Literatura.....	9
4. Dados.....	13
5. Metodologia .....	17
5.1 Retornos .....	17
5.2 Estacionaridade .....	17
5.3 Cointegração.....	18
5.4 Modelo VEC .....	19
5.5 Teste à Causalidade de Granger .....	19
5.6 Análise Volatilidades.....	20
6. Resultados Empíricos .....	23
6.1 Análise das séries de Preços .....	23
6.1.1 Matriz de correlações .....	23
6.1.2 Teste às raízes unitárias .....	24
6.1.3 Cointegração .....	26
6.1.4 Modelo VEC.....	28
6.1.5 Testes Causalidade de Granger.....	29
6.2 Análise Séries Volatilidades .....	32
6.2.1 Teste às raízes unitárias .....	33
6.2.2 Cointegração .....	36
6.2.3 Modelo VEC.....	37
6.2.4 Teste Causalidade de Granger .....	38
7. Conclusões.....	41
Referências.....	43
Anexos.....	48
Anexo 1: Logaritmos das séries de preços.....	48
Anexo 2: Correlogramas .....	49
Anexo 3: Estrutura de Desfasamento.....	57
Anexo 4: Resultados Estimações VEC.....	58

## Índice Figuras

Figura 1: Preços de Fechamento da Bitcoin.....	5
Figura 2: Representação gráfica das séries temporais, em retornos.....	26
Figura 3: Séries estimadas das variâncias condicionais, obtidas através do modelo GARCH.....	35
Figura A.1.1: Representação gráfica dos logaritmos das séries de preços.....	48



## Índice Tabelas

Tabela 1: Análise Descritiva.....	15
Tabela 2: Matriz de Correlações - Séries de Preços .....	24
Tabela 3: Teste ADF para séries de preços.....	24
Tabela 4: Teste KPSS para séries de preços .....	25
Tabela 5: Teste à cointegração de Johansen - Trace.....	27
Tabela 6: Teste à cointegração de Johansen – Maximum Eigenvalue .....	27
Tabela 7: Resultado do Teste à Causalidade de Granger – Séries de Preços.....	31
Tabela 8: Matriz de correlações – Séries de Volatilidades.....	33
Tabela 9: Teste ADF para séries de volatilidades .....	34
Tabela 10: Teste KPSS para séries de volatilidades.....	34
Tabela 11: Teste à cointegração de Johansen - Trace.....	36
Tabela 12: Teste à cointegração de Johansen – Maximum Eigenvalue .....	36
Tabela 13: Resultado do Teste à Causalidade de Granger – Séries de Volatilidade .....	40
Tabela A.2.1: Resultado Correlograma BTC .....	49
Tabela A.2.2: Resultado Correlograma ETH .....	49
Tabela A.2.3: Resultado Correlograma XRP .....	50
Tabela A.2.4: Resultado Correlograma LTC.....	50
Tabela A.2.5: Resultado Correlograma EUR.....	51
Tabela A.2.6: Resultado Correlograma GBP .....	51
Tabela A.2.7: Resultado Correlograma JPY .....	52
Tabela A.2.8: Resultado Correlograma KRW .....	52
Tabela A.2.9: Resultado Correlograma CVBTC.....	53
Tabela A.2.10: Resultado Correlograma CVETH.....	53
Tabela A.2.11: Resultado Correlograma CVXRP.....	54
Tabela A.2.12: Resultado Correlograma CVLTC .....	54
Tabela A.2.13: Resultado Correlograma CVEUR .....	55
Tabela A.2.14: Resultado Correlograma CVGBP .....	55
Tabela A.2.15: Resultado Correlograma CVJPY.....	56
Tabela A.2.16: Resultado Correlograma CVKRW .....	56
Tabela A.3.1: Estrutura de Desfasamentos - Séries de Preços.....	57
Tabela A.3.2: Estrutura de Desfasamentos - Séries de Volatilidades .....	57
Tabela A.4.1: Estimções VEC - Séries de Preços .....	58
Tabela A.4.2: Estimção VEC - Séries de Volatilidades .....	59

## **Lista Acrónimos**

BTC – Séries de preços da Bitcoin  
ETH – Séries de preços do Ethereum  
XRP – Séries de preços do Ripple  
LTC – Séries de preços da Litecoin  
EUR – Séries de preços do euro  
GBP – Séries de preços da libra esterlina  
JPY – Séries de preços do yen japonês  
KRW – Séries de preços do won coreano  
CVBTC – Séries de volatilidades da Bitcoin  
CVETH – Séries de volatilidades do Ethereum  
CVXRP – Séries de volatilidades do Ripple  
CVLTC – Séries de volatilidades da Litecoin  
CVEUR – Séries de volatilidades do euro  
CVGBP – Séries de volatilidades da libra esterlina  
CVJPY – Séries de volatilidades do yen japonês  
CVKRW – Séries de volatilidades do won coreano

# 1. Introdução

A crise financeira global que ocorreu em 2008 transformou totalmente os mercados financeiros e reestruturou muitas das principais instituições financeiras. Surgiu assim a necessidade de procurar por soluções “pouco ortodoxas”, o que eventualmente veio levar ao aparecimento das moedas digitais (Xu, 2017).

As criptomoedas, moedas sem valor subjacente negociadas em inúmeras comunidades e redes *online*, são, nos dias de hoje, um termo comum. Começou por ser apenas uma ideia fascinante e cresceu até ao ponto de se transformar num grande mercado especulativo avaliado em vários milhares de milhões de euros.

Nakamoto (2008) publicou um artigo no qual descreve as características e funções da primeira criptomoeda e a mais conhecida a nível mundial – a Bitcoin. O maior contributo que adveio deste artigo foi a solução para o problema de *double – spending*, sem recorrer a um intermediário central. Nele, Nakamoto (2008) descreve o processo no qual as transações são verificadas pelos nós da rede e posteriormente registadas num banco de dados que mantêm um registo permanente das transações que ocorreram na rede – a Blockchain.

Para uma melhor compreensão do tema, torna-se necessário definir algumas terminologias associadas às operações que envolvem Bitcoins: um bloco é um conjunto de transações dentro de um período de dez minutos. Além disso, existe um livro-razão (Blockchain) onde estão registadas todas as transações com Bitcoin e determinados participantes desta rede de transações (conhecidos como mineradores), são escolhidos para verificar a validade de cada um destes blocos. Quando um minerador consegue verificar um bloco mais rapidamente do que qualquer outro, a sua solução é enviada para a rede e, após a sua solução ser aprovada como correta, o minerador recebe como pagamento alguns Bitcoins. Em Janeiro de 2009, o primeiro bloco (conhecido como o bloco *Génesis*), foi minerado. Em fevereiro de 2010, o *Bitcoin Market* foi o primeiro mercado oficial para trocas que envolviam Bitcoins. Assim, no espaço de pouco mais de um ano, o Bitcoin tornou-se uma moeda oficial com a capacidade de conversão entre moedas preexistentes (Segendorf, 2014).

Na opinião de Barbosa (2016), entre os economistas tem surgido um intenso debate que visa sobre a capacidade da Bitcoin se tornar uma moeda sobre o ponto de vista económico. Na definição de moeda, os economistas convencionaram que têm de desempenhar três funções essenciais numa economia: reserva de valor, unidade de conta e meio de conta. Segundo Franco (2015), existe um consenso entre os economistas no que à Bitcoin diz respeito: é um

bom meio de troca, uma unidade de medida bastante pobre e uma reserva de valor algo arriscada. Para o autor, o maior fator de risco atribuído pelos economistas diz respeito à volatilidade do seu valor de troca, principalmente diante do dólar americano, em parte devido ao escasso tempo desde a conceção das criptomoedas, sendo estas associadas às características de uma empresa *startup*.

O objetivo deste trabalho passa por investigar as possíveis relações existentes entre preços e volatilidades da Bitcoin, de algumas *Altcoins* como o Ethereum, o Ripple ou a Litecoin e de quatro moedas convencionais, nomeadamente o euro, a libra esterlina, o yen japonês e o won coreano. Espera-se que este trabalho seja uma fonte quantitativa para as análises e discussões económicas acerca da Bitcoin e das criptomoedas em geral e que seja um elemento precursor de outros estudos que envolvam esta área económica, visto existir uma escassez de estudos que analisem a relação entre as criptomoedas e as moedas convencionais. Para o efeito aplicaram-se modelos de vetor autorregressivo para analisar as relações entre as 8 moedas em estudo quer em termos de preços, quer em termos de volatilidade, sendo que para a análise de volatilidade se aplicaram modelos GARCH.

O resto do trabalho desenvolve-se do seguinte modo. Na secção 2 apresenta-se algumas características das moedas analisadas neste estudo. Na secção 3 apresentamos uma revisão da literatura sobre o tema em análise, e na secção 4 apresentam-se os dados e na 5 a metodologia aplicada. Já a secção 6 apresenta os resultados empíricos obtidos e discute alguns dos resultados que foram possíveis de obter. Finalmente, a secção 7 conclui este trabalho.

## 2. As criptomoedas

Apesar de ter sido a primeira moeda digital a surgir, a Bitcoin possui características únicas que não são totalmente partilhadas com as centenas de outras criptomoedas que surgiram nos últimos anos. De acordo com Guttman *et al* (2013), as transações que envolvem Bitcoin são anónimas e privadas, ao contrário de pagamentos que têm que passar pelo sistema bancário, que podem ser rastreados e identificados. Apenas é conhecido o endereço da carteira de Bitcoin da qual o pagamento foi feito ou recebido. No entanto, o indivíduo a quem pertence esse endereço não pode ser identificado. Pagar através de Bitcoins fornece a máxima liberdade, isto é, Bitcoins podem ser transferidos para qualquer pessoa em qualquer parte do mundo, sem qualquer intermediário, sem restrições e sem limites de pagamento. Comparando com as transações bancárias, as transações que envolvem Bitcoin são extremamente rápidas de ser efetuadas, demorando cerca de 10 minutos a ser concluídas. Estas transações também podem ser processadas instantaneamente caso uma das partes corra o risco de aceitar uma transação que ainda não foi confirmada pela Blockchain. Devido à rapidez de todo o processo, as taxas associadas a estas transações são relativamente baixas. As transações com Bitcoin não necessitam que seja fornecida qualquer informação pessoal, sendo seguras e irreversíveis, o que protege os utilizadores de possíveis fraudes. Cada indivíduo possui duas chaves, uma privada e uma pública. A transação é confirmada quando ambas as chaves são associadas em conjunto. Uma das suas principais vantagens assenta no facto de a Bitcoin ser não inflacionária, isto é, o número máximo de Bitcoin que pode algum dia ser gerado é de 21 milhões no total, e este facto é do conhecimento geral.

As criptomoedas, no geral, estão gradualmente a ser aceites como um novo método de pagamento em todo o mundo. A tecnologia de Blockchain oferece menores custos de transação e procedimentos de transação mais rápidos quando comparado com os métodos convencionais, isto porque o envolvimento de intermediários não é necessário (Kurihara e Fukushima, 2017).

Para Saxena e Singh (2017), a Bitcoin é uma vantagem perante a incerteza económica: quando a economia de Chipre desabou em 2013, a Bitcoin disparou. Quando o yuan da China entrou em colapso em 2015, ocorreu novamente e quando o *Brexit* abalou o mercado em 2016, os detentores de Bitcoin viram o seu ativo valorizar mais de 100 dólares num só dia. A Bitcoin funciona como uma cobertura da incerteza porque não está diretamente ligada ao sistema financeiro tradicional.

No entanto, Guttman *et al.* (2014) admite que a Bitcoin possui também algumas lacunas que devem ser tidas em conta: o preço da Bitcoin é muito volátil, crescendo e decrescendo a um ritmo muito elevado, o que leva a que esta seja alvo de forte especulação. Embora os governos não possam interferir diretamente com a posse de Bitcoin de cada indivíduo, podem no entanto proibir todas as transações que envolvam Bitcoin, como aconteceu na China em fevereiro de 2018, no qual o banco central chinês ordenou que todas as instituições financeiras parassem de fornecer serviços bancários ou atribuísem fundos que financiassem qualquer atividade relacionada com criptomoedas. Embora o facto de ser uma criptomoeda não inflacionária seja uma vantagem para a economia, se grande parte das Bitcoins passarem a ser detidas por especuladores, estes podem não as libertar para o mercado durante um longo período de tempo, o que poderá provocar uma escassez de oferta para uma procura crescente. Se tal ocorrer, o preço das Bitcoins irá aumentar drasticamente o que irá beneficiar os investidores especuladores.

Baur e Dimpfl (2017) vêm reforçar que o conceito de descentralização da Bitcoin contrasta com as estruturas monetárias tradicionais, que são influenciadas diretamente por decisões dos bancos centrais diante da avaliação da situação económica de cada país. E, ao contrário das moedas convencionais, que podem ser criadas pelos bancos centrais, o número total de Bitcoins tem um valor máximo, o que sugere que o mercado das criptomoedas possui características fundamentalmente diferentes das moedas “fiat”. Segundo o website blockchain.info, a 5 de Janeiro de 2018 havia 16.784.438 Bitcoins em circulação.

Quando as primeiras trocas de Bitcoin por dólares foram feitas, a Bitcoin foi transacionada por 0,07 dólares a unidade. A 5 de janeiro de 2018 cada unidade de Bitcoin estava avaliada em 16.937 dólares, o que corresponde a uma valorização de cerca de 25.000.000% em cerca de 9 anos. A figura 1 demonstra o crescimento astronómico do preço da Bitcoin, principalmente no ano de 2017, no qual atingiu um máximo histórico: fechou o dia de 16 de dezembro a ser transacionada a 19.343 euros (coindesk.com)<sup>1</sup>.

---

<sup>1</sup> <https://www.coindesk.com/>.

Figura 1: Preços de Fecho da Bitcoin



Fonte: Elaboração própria.

A bitcoin tem tido um crescimento notável, tanto no número de utilizadores como no número de indivíduos que passaram a conhecer e a estarem atentos aos seus comportamentos de mercado, sendo que este crescimento pode ser demonstrado pelo aumento do volume de transações diárias, que têm atingido valores a rondar os 150 milhões de dólares diários (Coinmarketcap).

Todas as vantagens listadas acima podem ajudar a explicar o comportamento da Bitcoin desde a sua génese até aos dias de hoje. Para Franco (2015), o comportamento dos preços do Bitcoin, até ao momento da sua pesquisa, assemelhava-se à de ações de empresas *startup* e que isto era devido à tensão existente entre o uso do Bitcoin como meio de pagamento e o seu uso como um investimento. Segundo o autor, esta tensão é motivada pelo efeito de acumulação de valor ("*hoarding*"), onde uma boa parte das Bitcoins são armazenadas por indivíduos como investimento, devido ao valor crescente da moeda digital. De acrescentar que este tipo de crescimento sem precedentes não é normal para moedas tradicionais, sugerindo que existem diferenças claras e significativas entre as criptomoedas e as moedas convencionais.

Desde que a Bitcoin se popularizou, esta tecnologia chamou a atenção de outras empresas do setor tecnológico que começaram a investigar as aplicações e as oportunidades inerentes a esta tecnologia, resultando num rápido aumento da suas cotações, seguido por uma volatilidade crescente.

As moedas digitais, exceto a Bitcoin, não têm atraído a atenção da literatura desde que o domínio de capitalização de mercado, a partir de janeiro de 2016, foi de 90% em Bitcoin. Em janeiro de 2018 praticamente 40% do total da capitalização do mercado das criptomoedas

pertencia à Bitcoin, que foi perdendo poder de mercado à medida que muitas outras criptomoedas foram surgindo. Estas novas criptomoedas alternativas, também denominadas por *Altcoins*, prometiam combater as fraquezas da Bitcoin ou ofereciam usos alternativos. Assim, ganharam popularidade e conquistaram o seu espaço no mercado, com o Ethereum e o Ripple a se evidenciarem como os mais fortes concorrentes. (Wong *et al*, 2017). De acordo com a fonte online [coinmarketcap.com](https://coinmarketcap.com), a 5 de janeiro de 2018 existiam mais de 1.300 diferentes criptomoedas com uma totalização de mercado de cerca de 770 mil milhões de dólares.

Devido ao facto de ter sido a primeira a usufruir da tecnologia Blockchain, não é surpreendente que a Bitcoin tenha dominado o mercado das criptomoedas durante tantos anos. Bouoiyour e Selmi (2015) dizem-nos que o seu estatuto de líder pode estar em risco devido à popularidade que o Ethereum tem ganho. Os autores referem que o Ethereum é uma plataforma pública descentralizada, que permite executar contratos inteligentes e aplicações descentralizadas usando a tecnologia Blockchain e que evita a necessidade de se gerar um novo Blockchain para cada nova aplicação gerada. O Ether é a criptomoeda cujo Blockchain é gerado pela plataforma Ethereum, que pode ser transferido entre contas e usado como compensação pela mineração de nós (*nodes*).

Segundo Silva e Rodrigues (2016), o protocolo Litecoin é uma rede de pagamentos a nível mundial, totalmente descentralizada e sem autoridades centrais. O Blockchain da Litecoin consegue lidar com um maior volume de transações do que a Bitcoin e o seu tempo de mineração é também mais baixo (cerca de 2,5 minutos). Está também projetada para produzir cerca de 4 vezes o número de unidades do que Bitcoin, ou seja, cerca de 84 milhões de litecoins.

A Ripple é a terceira criptomoeda com a maior capitalização de mercado, estando avaliada em cerca de 88 mil milhões de dólares, no arranque do ano de 2018, de acordo com o site [coinmarketcap](https://coinmarketcap.com). Foi lançada em 2012, com o objetivo de viabilizar as transações financeiras mundiais para que sejam seguras, instantâneas e praticamente gratuitas, independente do valor da transação. O Ripple funciona exatamente numa lógica contrária à Bitcoin: é um projeto centralizado, a tecnologia de Blockchain é privada e por este motivo funciona numa lógica de permissão, isto é, só quem tem autorização pode fazer a integração da tecnologia. A plataforma Ripple foi criada com o objetivo de permitir transferências internacionais muito rápidas e, de facto, através deste meio é perfeitamente realizável uma transferência internacional em meros segundos (Sembera, 2017).



Durante o ano de 2017, a popularidade e o uso de criptomoedas aumentou drasticamente. As pessoas estão a investir largas somas de dinheiro em ativos que não têm histórico de produzir receitas, e esses ativos estão a subir de preço em parte devido a pura especulação de mercado. Milhões de dólares foram investidos em mais de 1000 novas moedas digitais emitidas por *startups* em 2017 e essas novas moedas seguem o mesmo modelo da Bitcoin, ou seja, podem ser negociadas livremente em bolsas digitais sem terem qualquer regulação por parte dos bancos centrais. Assim se levantam muitas dúvidas acerca do presente e do futuro das criptomoedas descentralizadas (Sovbetov, 2018).

Com os recentes aumentos nos preços e o rápido aumento das capitalizações de mercado da maioria das principais criptomoedas, o mercado das criptomoedas evoluiu para se tornar um tópico amplamente conhecido, tendo ganho a atenção dos *media* e do público em geral. Evidentemente, a Bitcoin e as restantes criptomoedas têm atraído especuladores que olham para estas criptomoedas apenas e só como um investimento e não como um sistema de transações alternativo. Aliás, o sucesso da Dogecoin<sup>2</sup>, que foi implementada como uma piada e que chegou a alcançar uma capitalização de mercado superior a mil milhões de dólares, vem reforçar esta ideia.

O presente estudo foca-se em quatro das principais criptomoedas: Bitcoin (BTC), Ethereum (ETH), Litecoin (LTC) e o Ripple (XRP). Segundo o site [coinmarketcap.com](https://coinmarketcap.com), a 5 de janeiro de 2018, estas eram quatro das cinco criptomoedas com maior capitalização de mercado, sendo que a BitcoinCash (BTH) não foi selecionada por ser relativamente recente e não conter um número de observações suficientemente aceitável para a investigação em curso. Assim, as criptomoedas selecionadas totalizavam, à data referida anteriormente, uma capitalização de cerca de 68% da capitalização total de mercado. Acrescente-se que a maioria da literatura existente foca-se principalmente na Bitcoin, o que nos dá uma motivação extra para estender análise a outras criptomoedas.

A utilização de diferentes moedas é uma das características do comércio internacional e, como tal, surge a necessidade de se estabelecer a conversibilidade entre elas, definindo-se assim as taxas de câmbio. No geral, uma taxa de câmbio é o preço da moeda de uma nação em relação a uma qualquer outra moeda (Barbosa, 2016).

Qualquer indivíduo pode comprar ou vender Bitcoin em troca de moedas convencionais usando as bolsas online. Estas bolsas agem como corretores, ao atuarem como uma plataforma na qual compradores e vendedores se encontram, ou como revendedores,

---

<sup>2</sup> <https://www.bloomberg.com/news/videos/2018-01-22/co-creator-palmer-says-dogecoin-should-remain-a-jokevideo>

assumindo um inventário de Bitcoins para vender aos utilizadores, lucrando assim através de *spreads bid-ask*. De acordo com o site [bitcoincharts.com](http://bitcoincharts.com), em abril de 2018, a Bitcoin podia ser trocada por trinte e duas diferentes moedas tradicionais, nas mais variadas plataformas, como a bitFlyer, a GDAX ou a BitStamp.

No entanto, as bolsas online também possuem alguns inconvenientes, já que expõe os utilizadores ao risco da bolsa poder falir ou simplesmente desaparecer enquanto estiverem na posse das suas Bitcoins ou de outras moedas. O colapso mais notório pertence à MtGox, uma bolsa com sede em Tóquio e no passado a maior do mundo. A razão para o desaparecimento da mesma deveu-se a um ataque realizado por *hackers* onde roubaram 850 mil Bitcoins, o equivalente a 460 milhões de dólares na época do roubo. Outra falência catastrófica ocorreu em março de 2015, quando uma bolsa canadiana chamada Cavirtex sofreu uma grave falha de segurança (Reader 2015).

### 3. Revisão da Literatura

Desde a recente criação da Bitcoin que tem ocorrido um crescimento lento mas constante na quantidade de investigação no que às criptomoedas diz respeito. Nos últimos anos, tem havido mais pesquisas sobre o comportamento dos preços da Bitcoin e de outras criptomoedas, sobre os principais fatores que influenciam os seus preços e, em menor escala, sobre a volatilidade do preço das criptomoedas.

Estudos que incidem no comportamento dos preços das criptomoedas tornaram-se ainda mais relevantes à medida que a atratividade das moedas digitais, assim como a sua oferta, a sua procura e o seu valor, mudaram significativamente ao longo do tempo, aumentando o seu impacto nos mercados financeiros. Através da comparação da Bitcoin com características de outras moedas, Ciaian, Rajcaniova e Kancs (2016) concluíram que não só existem padrões semelhantes na formação dos preços através das forças de mercado, como também testaram variáveis específicas da e na Bitcoin, como o aumento da sua atratividade devido ao aparecimento de novas informações sobre a mesma e o impacto da especulação sobre o valor da Bitcoin.

No início do ano de 2017 o valor de um Bitcoin rondava os 1.000 dólares, enquanto que nos primeiros dias do ano de 2018, o preço da Bitcoin rondava os 17.000 dólares, o que levantou alertas por parte de alguns analistas de que poderia tratar-se de uma bolha especulativa. Para Sovbetov (2018), a Bitcoin é extraordinariamente volátil, apesar do seu recente desempenho crescente, podendo valorizar-se em milhares de euros num único dia para perder o mesmo valor no dia seguinte. Bouoiyour e Selmi (2016) estudam os preços diários da Bitcoin usando um modelo GARCH e conseguem demonstrar que a volatilidade possui uma tendência decrescente, comparando os dados pré e pós-2015. Mesmo assim, os autores conseguiram observar assimetrias significativas no mercado da Bitcoin, onde os preços são mais afetados por choques negativos do que por choques positivos. Por outro lado, alguns autores têm outras perspetivas sobre o tema, afirmando que existe de facto um valor fundamental associado ao preço da Bitcoin. Um dos métodos mais reconhecidos foi aplicado por Garcia (2014) e por Hayes (2015), que através do uso de um modelo de custos de produção através da mineração, conseguiram calcular o preço da Bitcoin em comparação com outras criptomoedas. Estes estudos são suportados pelo facto de que só pode haver aproximadamente 21 milhões de Bitcoins no total, de acordo com o protocolo que foi originalmente definido.

Seigh (2015) e Baeck & Elbeck (2015) afirmaram que a Bitcoin tem sido usada para especulação. Yermack (2013) indicou que a Bitcoin parece ser usada mais como um instrumento financeiro especulativo do que como um meio de transação monetária. Além disso, Cheah e Fry (2015) descobriram que o retorno fundamental da Bitcoin é quase zero, mostrando sinais de que se pode tratar de uma bolha especulativa. Glaser et al. (2014) concluem que a maior parte do interesse na Bitcoin deve-se à sua capacidade de atuar como "ativo" e não às suas funções para atuar como moeda. Garcia et al. (2014) também abordaram a questão das bolhas no mercado de Bitcoin, concluindo que existe de facto a possibilidade de tal ser uma realidade e, embora a Bitcoin mereça ter um lugar nos mercados financeiros e na gestão de carteiras, existem alguns tipos de elementos especulativos na sua constituição que podem de facto causar uma grave crise financeira.

Um dos tópicos mais discutidos relacionados com a Bitcoin é a extrema volatilidade dos seus preços. Buchholz et al. (2012) foram dos primeiros autores que descreveram a volatilidade e a procura da Bitcoin. Os autores apresentaram a natureza especulativa da criptomoeda, ao revelar o efeito drástico no preço durante a sua fase de expansão, antes de atingir o seu primeiro “estouro” da bolha em 2013. Kroeger (2015) abordou o tema usando a teoria dos mercados cambiais, através de testes empíricos de paridade de poder de compra para demonstrar que a paridade relativa do poder de compra pode ser mantida.

O valor da Bitcoin e a sua relação com diferentes dados financeiros foi examinada por van Wijk (2013). O autor concluiu que o Dow Jones, o preço do petróleo WTI e a taxa de câmbio eurodólar têm um impacto significativo no preço da Bitcoin a curto prazo, mas apenas o Dow Jones tem um impacto significativo no valor da Bitcoin, a longo prazo. Além disso, o autor chegou à conclusão de que outras variáveis, como a taxa de câmbio dólar-yen e o Nikkei 225, não têm nenhum efeito estatisticamente significativo no preço da Bitcoin.

A estabilidade de preços da Bitcoin é pelo menos tão importante quanto o seu preço efetivo, pois está diretamente relacionada com a atividade económica. Se os preços da Bitcoin sofrerem flutuações extremas ou se a Bitcoin perder valor rapidamente, os detentores desta moeda irão evitar a sua posse, o que poderá prejudicar a alocação eficiente de recursos na economia. Dwyer (2014) diz-nos que a volatilidade dos preços da Bitcoin é maior do que a volatilidade dos preços do ouro ou de alguns tipos de moedas tangíveis. Gronwald (2014) mostrou que os preços da Bitcoin caracterizam-se por sofrerem grandes flutuações de preço, como as que se encontram geralmente nos mercados emergentes. Cheung, Roca e Su (2015) descobriram que as alterações dos preços da Bitcoin diferem dos movimentos normais dos preços.

Dyhrberg (2016a) investigou as propriedades de “*hedging*” da Bitcoin quando combinada com ações e com o mercado cambial do dólar, aplicando o modelo GARCH e, assim, concluiu que a Bitcoin não está correlacionada com ações e, portanto, pode ajudar a reduzir riscos de mercado específicos. Dyhrberg (2016b) comparou ainda as capacidades e o comportamento da Bitcoin com o ouro e com o dólar americano. O autor concluiu que a Bitcoin é semelhante ao ouro na forma como reage às notícias, o que permite que sejam observadas propriedades semelhantes de cobertura de risco (*hedge*).

Stavroyiannis e Babalos (2017) examinaram as propriedades dinâmicas da modelização da Bitcoin através de modelos GARCH univariados e multivariados. Cermak (2017) utilizou um GARCH(1,1) para modelizar o comportamento da volatilidade de Bitcoins em relação a variáveis macroeconómicas, em países onde a Bitcoin tem um maior volume de transações. Os resultados mostraram que a Bitcoin comporta-se de forma semelhante ao Yuan chinês, ao dólar americano e ao euro, mas não da mesma forma que o yen japonês. Em particular, o autor concluiu que a Bitcoin parece ser um ativo atraente para investir e para atuar como reserva de valor na China. Bouri et al. (2017) usou modelos GARCH simétricos para investigar a relação entre os retornos e as mudanças de volatilidade no mercado de Bitcoins em torno do *crash* de 2013.

Jakub (2015) demonstrou que a Bitcoin segue a hipótese dos mercados eficientes. Num outro estudo, Urquhart (2016) indicou que o mercado da Bitcoin tinha sido ineficiente até então. Também mostrou que a transparência e a popularidade da Bitcoin têm aumentado com o passar dos anos. Urquhart (2017) descobriu que o preço e o volume da Bitcoin têm uma relação positiva significativa. Vassilladis, Papadopoulos, Ranquoussi e Konieczny (2017) descobriram que existe uma correlação entre os preços do Bitcoin e os preços das ações. Li e Wang (2017) indicaram que os preços do Bitcoin ajustam-se aos fundamentos económicos e às condições do mercado.

Um dos poucos trabalhos que analisou o comportamento de mais do que uma criptomoeda pertence a Corbet et al. (2017), no qual consideraram a relação entre a Bitcoin, o Ripple e a Litecoin com outras classes de ativos. Ao efetuarem uma análise de “*spillover*”, concluíram que as moedas digitais não são afetadas por choques externos do mercado, tornando-as úteis enquanto ferramenta de diversificação e um investimento seguro durante o curto prazo, dado que aumentam os retornos da carteira e simultaneamente diminuem o risco.

Já Richter, Kraus e Bouncken (2015) focaram-se nas causas para o surgimento das moedas virtuais, nomeadamente a perda de confiança no setor bancário, o medo da perda de capital, as reduzidas taxas de juros e a vasta incerteza pública.

Alguns investigadores acreditam que as Altcoins possam alcançar ou até mesmo superar o sucesso da Bitcoin (Iwanura et al., 2014). Por outro lado, há quem acredite que o mercado das criptomoedas se irá desenvolver numa dinâmica de “the winner takes all”, isto é, apenas uma criptomoeda irá sobreviver e dominar o mercado (Gandal & Halaburda, 2014). No entanto, ainda é cedo para uma conclusão.

Será de reforçar a ideia de que não foram encontrados estudos específicos que relacionem o preço e a volatilidade da Bitcoin e de outras criptomoedas com as moedas convencionais. Todavia, as criptomoedas são alvo de câmbio na sua conversão pelo que suscitou o interesse de se verificar se existe relação entre os preços e as volatilidades dos diferentes tipos de “moedas”.

## 4. Dados

As taxas de câmbio de criptomoedas foram obtidas através do website [coinmarketcap.com](https://coinmarketcap.com), que fornece vários dados sobre várias moedas listadas, tais como o seu preço, a oferta disponível, o volume de negócios durante as últimas 24 horas ou a capitalização de mercado, para o período de 8 de agosto de 2015 até 8 de janeiro de 2018, tendo-se recolhido um total de 800 observações. Restringiu-se a amostra a este período, pois nem todos os mercados considerados estão operacionais desde a conceção da Bitcoin. Além disso, os dados relativos ao Ethereum estão disponíveis somente após o dia 8 de agosto de 2015. Como já referido, o critério de escolha baseou-se no total de capitalização de mercado, sendo que foram selecionadas 4 das 5 moedas digitais com maior total de capitalização de mercado. A moeda BitcoinCash, que à data da recolha das amostras se apresentava como a quarta posição segundo este critério de escolha, não foi selecionada por não existir uma amostra suficiente de dados para realizar o estudo.

Para obter resultados comparáveis, as taxas de câmbio de todas as criptomoedas devem ser medidas em relação à mesma moeda. Como a presente dissertação também analisa a influência dos movimentos de preços de algumas moedas fiduciárias nos preços das criptomoedas e vice-versa, as taxas de câmbio devem ser denominadas numa moeda diferente das analisadas. Por essa razão, os preços estão expressos em dólares americanos (USD).

Quanto às moedas tradicionais, estas foram selecionadas consoante o volume de transações que se realiza entre Bitcoin e essa respetiva moeda. De acordo com o website [bitcoincharts.com](https://bitcoincharts.com), excetuando o dólar, ao qual estão denominados todos os preços em análise neste estudo, as moedas convencionais que mais são trocadas por Bitcoin são o euro (EUR), a libra esterlina (GBP), o yen japonês (JPY) e o won coreano (KRW).

Acrescento que as observações correspondentes a moeda fiduciária excluem observações que correspondem a fins de semana e a feriados. As observações correspondentes a esses valores ausentes foram, portanto, excluídas da série temporal das criptomoedas. As taxas de câmbio foram convertidas em retornos diários. Este método foi escolhido para diminuir os valores extremos que são mais frequentes nos mercados de criptomoedas do que nos mercados tradicionais. A Tabela 1 mostra a estatística descritiva para cada uma das variáveis descritas, em retornos. Em termos comparativos, verifica-se que a Bitcoin apresenta uma média mais baixa do que as restantes criptomoedas, assim como o won coreano, quando comparado com as outras moedas convencionais. Por outro lado, é o Ethereum e o yen japonês que

apresentam médias mais elevadas nas suas respetivas categorias. Observando os desvios-padrão obtidos e diferenciando por tipos de moeda, o Ripple e a libra esterlina apresentam os valores mais elevados, enquanto a Bitcoin e o euro apresentam os desvios-padrão mais baixos.



Tabela 1: Análise Descritiva

Descrição	BTC	ETH	XRP	LTC	EUR	GBP	JPY	KRW
Média	0.004707	0.008979	0.007042	0.005028	0.000116	-	0.000116	8.87E-05
Mediana	0.003372	0.001700	-0.003445	0.000000	1.31E-05	3.76E-05	0.000000	0.000000
Máximo	0.225119	0.412337	1.027356	0.510348	0.030263	0.027510	0.034938	0.031534
Mínimo	-0.207530	-0.315469	-0.616273	-0.395151	-0.027330	0.077647	0.028944	-0.024733
Desvio Padrão	0.039789	0.072023	0.080127	0.058914	0.004736	0.006126	0.005883	0.005216
Skewness	-0.093244	0.651446	3.803895	1.576805	0.212732	-	2.706204	0.495181
Kurtosis	8.997182	7.844939	48.48851	18.70704	7.579422	37.52465	8.090468	7.674908
Jarque-Bera	1200.032	839.0321	70902.75	8555.207	705.0707	40708.18	896.4559	747.7551
Probabilidade (JB)	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
Somatório	3.765946	7.182985	5.633790	4.022702	0.092921	-	0.132758	0.092779
Somatório Desvio Padrão	1.264978	4.144626	5.129872	2.773252	0.017922	0.029984	0.027650	0.021738
Observações	800	800	800	800	800	800	800	800

Fonte: Elaboração própria



## 5. Metodologia

Este capítulo pretende descrever brevemente a metodologia da análise apresentada na seção seguinte. Primeiramente serão utilizados os dados para construir um modelo dos preços da Bitcoin, assim como das Altcoins e moedas convencionais com base nas variáveis restantes através de um modelo de vetor autorregressivo de correção dos erros (VEC), após testar as séries temporais para cointegração e para estacionariedade. Posteriormente é replicado todo o processo, tendo em conta as estimações de volatilidade que serão realizadas após aplicar o modelo GARCH.

A existência de cointegração entre as variáveis implica a presença de uma causalidade de Granger. No entanto, o teste de cointegração não revela a direção da causalidade. Daí a necessidade de se realizar o teste à causalidade de Granger. Este é capturado através do modelo VEC que deriva dos vetores de cointegração de longo prazo.

Posteriormente, será aplicado um modelo heteroscedástico, dada a existência de *clusters* de volatilidade na série, o que pode sugerir que a variabilidade pode evoluir ao longo do tempo. A construção destes modelos, nomeadamente o GARCH, é sugerida pela existência de heteroscedasticidade condicional.

### 5.1 Retornos

Os retornos de Bitcoin e de todas as outras séries foram calculados conforme demonstrado na equação 1.

$$R_t = \ln \left( \frac{P_t}{P_{t-1}} \right) \quad (1)$$

onde  $R_t$  corresponde ao retorno de cada série.  $\ln(P_t)$  e  $\ln(P_{t-1})$  são os logaritmos naturais dos preços no período  $t$  e  $t - 1$ . Os dados utilizados neste estudo são diários.

### 5.2 Estacionariedade

Como as séries financeiras e económicas costumam apresentar uma tendência (determinística ou aleatória) devido à sua natureza dinâmica, estas podem ser não estacionárias (Matadeen & Seetanah, 2015). Se não forem, terá de se recorrer às suas diferenças. Se a série for estacionária, quer dizer que os valores correntes não dependem dos valores passados. Como são séries temporais, é necessário verificar a existência de raízes unitárias e qual a ordem de integração. Se a série possuir uma raiz unitária, diz-se que a série é integrada de ordem 1.

O teste Augmented DickeyFuller (ADF) testa a hipótese nula de raiz unitária. A regressão do teste realizada está descrita pela equação (2).

$$y_t = \beta' D_t + \phi y_{t-1} + \sum_{j=1}^p \psi_j \Delta y_{t-j} + \varepsilon_t \quad (2)$$

Onde  $D_t$  é um vetor de termos como a constante ou a tendência,  $p$  denota o número de defasamentos de valores diferenciados com  $\psi$  a corresponder aos seus parâmetros. O símbolo  $\phi$  denota a raiz unitária e corresponde ao caso da hipótese nula de raiz unitária ser igual a um (Said & Dickey, 1984). As estatísticas de teste são descritas nas equações (3), (4) e (5).

$$ADF_t = t_{\phi=1} = \frac{\hat{\phi} - 1}{SE(\hat{\phi})} \quad (3)$$

O teste KPSS assume que a série temporal é dada por:

$$y_t = \xi_t + r_t + \varepsilon_t \quad (4)$$

$$r_t = r_{t-1} + u_t \quad (5)$$

A variável de tendência temporal é denotada por  $t$ ,  $u_t$  tem média zero e  $r_0$  é fixo. A hipótese nula é a de que a variância de  $u_t$  é 0. Nesse caso,  $r_t = r_0$  e a série  $y_t$  é, portanto, dada pela tendência, a constante  $r_0$  e o processo de erro  $\varepsilon_t$ . Quando  $\xi$  é zero, a hipótese nula é a de que a série é estacionária em nível, se não a hipótese é a de que a série é estacionária em tendência (Kwiatkowski, Phillips, Schmidt, Shin, 1992).

### 5.3 Cointegração

O próximo passo será investigar a existência de cointegração entre as variáveis. Quando se verifica que as séries são cointegradas, é sinal de que existe uma relação de longo prazo entre elas e que essas séries se movem à mesma “taxa” no longo prazo (Wooldridge, 2002).

Se elas forem cointegradas, um modelo de vetor autoregressivo (VAR) pode ser ajustado pelo modelo VEC e uma equação de longo prazo para o preço da Bitcoin e das restantes moedas pode ser estimada. Para testar a cointegração, foram utilizados testes de razão de verossimilhança de Johansen (Johansen, 1988, 1991; Johansen e Juselius, 1990), baseados num modelo VAR com uma constante na equação de cointegração.

## 5.4 Modelo VEC

O Modelo VEC é um modelo econométrico que tem em consideração a natureza dinâmica dos dados, tratando todas as variáveis como potencialmente endógenas. É também um modelo que permite a detecção de quaisquer efeitos indiretos que possam ocorrer entre as variáveis. O modelo força a convergência do comportamento de longo prazo das variáveis endógenas para as suas relações de cointegração, acomodando simultaneamente a dinâmica do curto prazo (Matadeen & Seetanah, 2015). Para a estimação deste modelo (bem como para a realização do teste à cointegração das séries) é necessário ter em conta o número de defasamentos a selecionar uma vez que os resultados da estimação (principalmente a direção da relação de causalidade) são sensíveis ao número de defasamentos selecionados para o modelo VEC.

Se o número de defasamentos escolhido for inferior ao número de defasamentos “verdadeiro”, a omissão de variáveis relevantes poderá causar enviesamentos na estimação. Se, pelo contrário, se incluir um número de defasamentos superior, as estimações obtidas poderão ser ineficientes (Wang et al, 2008). Por norma, o número de defasamentos selecionado deriva dos seguintes critérios de informação:

- a) Akaike Information Criterion, frequentemente usado em estudos empíricos anteriores (Sembera, 2017; Du, 2012; Xu, 2017);
- b) Schwarz Criteria, utilizado como método de seleção do número de defasamentos por muitos outros autores (Sovbetov, 2018; Vieira, 2017; Bouri *et al*, 2016).

## 5.5 Teste à Causalidade de Granger

A causalidade de Granger significa que se  $Y_t$  causa  $X_t$ , então  $X_{t+1}$  irá atuar como uma melhor previsão caso a informação de  $Y_t$  seja incorporada na previsão do que se não for tida em conta, isto é, a causalidade de Granger verifica-se quando uma variável em particular (no presente ou no passado) ajuda a prever os valores futuros de outra variável (Granger, 1969). Se  $X_t$  e  $Y_t$  forem cointegradas, então o teste à Causalidade de Granger vai incidir sob as seguintes regressões (6) e (7).

$$\Delta LX_t = a_0 + \sum_{i=1}^m \beta_i \Delta LX_{t-i} + \sum_{i=1}^n \gamma_i \Delta LY_{t-i} + \delta ECT_{t-1} + u_t \quad (6)$$

$$\Delta LY_t = a_0 + \sum_{i=1}^q b_i \Delta LY_{t-i} + \sum_{i=1}^r c_i \Delta LX_{t-i} + d ECT_{t-1} + E_t \quad (7)$$

Com  $Y_t$  e  $X_t$  a serem as variáveis de interesse,  $u_t$  e  $e_t$  termos de erro mutuamente não correlacionados,  $t$  o período de tempo e  $i$  o número de defasamentos. ECT é um termo que deriva da relação de longo prazo, a qual irá ajudar a medir a velocidade de ajustamento da variável endógena até esta alcançar o seu equilíbrio de longo prazo, aquando da ocorrência de desvios desse equilíbrio no curto prazo.

## 5.6 Análise Volatilidades

O modelo de heteroscedasticidade condicional autorregressiva generalizada (GARCH) introduzido em 1986 por Bollerslev aprimora o modelo ARCH, ao implementar a variância condicional passada na equação de variância. Como Bollerslev (1986) afirmou, a generalização do modelo ARCH era necessária para evitar a seleção arbitrária de defasagens caso a volatilidade de uma série temporal seguisse um processo de memória longa. A adição da variância condicional do período anterior implica que o modelo inclui todos os resíduos do passado com pesos decrescentes (Engle, 2001). O modelo GARCH é dado pelas fórmulas das equações (8)-(12).

$$r_t = \mu + \varepsilon_t \quad (8)$$

$$\varepsilon_t = \sigma_t z_t \quad (9)$$

$$\sigma_t^2 = \omega \sum_{i=1}^p \alpha_i (|\varepsilon_{t-i}^2| - y_i \varepsilon_{t-i})^\delta + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (10)$$

$$\hat{P} = \sum_{i=1}^p \alpha_i + \sum_{j=1}^q \beta_j \quad (11)$$

$$\sigma^2 = \frac{\hat{\omega}}{1-\hat{P}} \quad (12)$$

A primeira fórmula (8) é a equação média. O retorno no tempo  $t$  é dado pelo retorno esperado  $\mu$  e pelo termo de erro  $\varepsilon$ , que segue o ruído branco com média zero. A segunda equação (9) denota o processo de erro que é dado pelo desvio padrão condicional denotado pela letra grega  $\sigma_t$ , sendo os resíduos-padrão denotados pela letra  $z_t$ .  $\sigma^2$  sem índice de tempo indica variância incondicional, que é a variância para onde a série tende quando a volatilidade condicional causada por choques se desfaz (10). Além disso, o modelo impõe condições (equações (13) e (14)).

$$\hat{P} < 1 \quad (13)$$

$$\alpha, \beta, \omega > 0 \quad (14)$$

Os parâmetros devem ser não negativos e a soma dos parâmetros alfa deve ser menor que um, caso contrário, a volatilidade seguiria um processo explosivo (Engle, 1982).

Após estimar o modelo GARCH para cada variável em causa, foi estimada a série de variâncias condicionais, de forma a se poder repetir todos os procedimentos feitos anteriormente, mas desta vez tendo em consideração não os preços mas a volatilidade de cada série temporal.





## 6. Resultados Empíricos

### 6.1 Análise das séries de Preços

Iniciamos a análise na secção de resultados empíricos pela análise de resultados tendo como base os dados de preços das criptomoedas e das moedas convencionais. Analisam-se correlações, apresentam-se os testes de raiz unitária, comparam-se evoluções das séries de retornos, procedem-se com os testes de cointegração e apresentam-se e discutem-se os resultados obtidos pela aplicação do modelo VEC.

#### 6.1.1 Matriz de correlações

Uma matriz de correlações dá-nos uma ideia preliminar acerca da direcção da relação entre as variáveis seleccionadas. É igual a 1, se uma das variáveis é uma função linear crescente da outra variável. É igual a -1, se uma variável é uma função decrescente. Os valores intermédios fornecem informações sobre o grau de dependência linear entre as duas variáveis (Dowdy, e Wearden, 1983).

Ao analisarmos os resultados obtidos na tabela 2, podemos concluir antes de mais que não existe qualquer correlação negativa com significância estatística entre as variáveis; mais detalhadamente, podemos verificar que as moedas digitais estão todas correlacionadas entre si, sendo que a correlação mais forte verifica-se entre a Bitcoin e a Litecoin, que apresentam uma correlação entre si de 50.9684%. No caso das moedas convencionais observam-se duas correlações significativas entre elas, entre o euro e a libra esterlina e entre o euro e o yen (49.2838% e 48.0699%, respetivamente). É importante realçar as correlações obtidas entre o Ethereum e duas moedas convencionais, o euro e a libra esterlina: que embora não seja uma correlação muito elevada (8.5038% e 7.2273%, respetivamente), pode ser um indicador de que pode existir, de facto, uma relação entre criptomoedas e moedas convencionais.

Tabela 2: Matriz de Correlações - Séries de Preços

Probabilidade de correlação	BTC	ETH	XRP	LTC	EUR	GBP	JPY	KRW
BTC	1.000000 -----							
ETH	0.263911 0.0000	1.000000 -----						
XRP	0.139398 0.0001	0.134846 0.0001	1.000000 -----					
LTC	0.509684 0.0000	0.266611 0.0000	0.220329 0.0000	1.000000 -----				
EUR	0.029144 0.4104	0.085038 0.0161	0.013183 0.7097	-0.017952 0.6122	1.000000 -----			
GBP	-0.009244 0.7940	0.072273 0.0410	0.002957 0.9334	-0.009748 0.7831	0.492838 0.0000	1.000000 -----		
JPY	0.030780 0.3846	0.026542 0.4534	0.016119 0.6489	-0.022921 0.5174	0.480699 0.0000	0.068368 0.0532	1.000000 -----	
KRW	0.001868 0.9579	0.000180 0.9959	-0.001412 0.9682	-0.018920 0.5931	-0.010076 0.7760	-0.011482 0.7457	-0.019394 0.5839	1.000000 -----

Fonte: Elaboração própria. Nota: BTC representa as séries de preços da Bitcoin, da mesma forma que ETH, XRP, LTC, EUR, GBP, JPY e KRW representam as séries de preços do Ethereum, do Ripple, da Litecoin, do euro, da libra esterlina, do yen japonês e do won coreano, respetivamente. Debaixo dos valores de correlação encontram-se os valores de significância estatística obtidos (p-value).

### 6.1.2 Teste às raízes unitárias

O primeiro passo a executar é a verificação da estacionariedade das séries. Teve-se por base o Teste de Dickey-Fuller Aumentado e o teste KPSS (Kwiatkowski, Phillips, Schmidt and Shin, 1992), utilizados frequentemente na literatura empírica para o estudo da relação pretendida (Sovbetov, 2018; Kurihara e Fukushima, 2018; Vieira, 2017; Xu, 2017).

Tabela 3: Teste ADF para séries de preços

Teste ADF			
Série	Teste Estatístico	Ponto Crítico	p-value
BTC	-28.11887	-2,87	0.0000
ETH	-26.27279	-2,87	0.0000
XRP	-17.83071	-2,87	0.0000
LTC	-25.63088	-2,87	0.0000
EUR	-29.38206	-2,87	0.0000
GBP	-29.48149	-2,87	0.0000
JPY	-28.27334	-2,87	0.0000
KRW	-29.45499	-2,87	0.0000

Fonte: Elaboração própria. Nota: BTC representa as séries de preços da Bitcoin, da mesma forma que ETH, XRP, LTC, EUR, GBP, JPY e KRW representam as séries de preços do Ethereum, do Ripple, da Litecoin, do euro, da libra esterlina, do yen japonês e do won coreano, respectivamente.

Os dois testes concordaram na generalidade com a estacionariedade das séries temporais, o que já seria de esperar dado que os testes já foram realizados considerando as séries de retornos. Com base nos resultados dos testes, podemos concluir que as séries temporais são integradas de ordem 1. A figura 2 e os correlogramas apresentados no anexo A.2 confirmaram esta conclusão, uma vez que nos gráficos não estão evidentes quaisquer tendências e as autocorrelações, assim como as autocorrelações parciais, desvanecem ou desaparecem depois dos primeiros desfasamentos.

Tabela 4: Teste KPSS para séries de preços

KPSS		
Série	Teste Estatístico	Ponto Crítico
BTC	3.346270	0.4630
ETH	3.526068	0.4630
XRP	2.485855	0.4630
LTC	2.414080	0.4630
EUR	0.693666	0.4630
GBP	-0.766206	0.4630
JPY	0.557605	0.4630
KRW	0.480820	0.4630

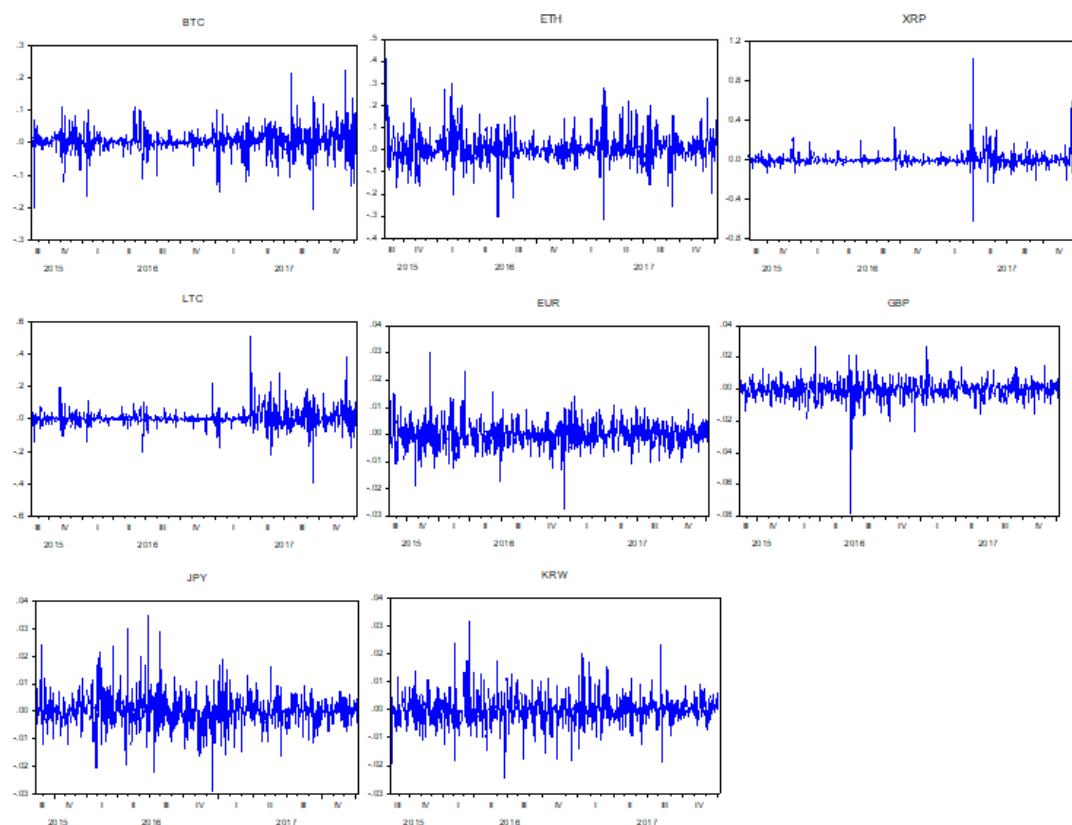
Fonte: Elaboração própria. BTC representa as séries de preços da Bitcoin, da mesma forma que ETH, XRP, LTC, EUR, GBP, JPY e KRW representam as séries de preços do Ethereum, do Ripple, da Litecoin, do euro, da libra esterlina, do yen japonês e do won coreano, respectivamente.

Analisando a figura 2 verifica-se que a Bitcoin e o Ethereum são as moedas digitais que exibem maior volatilidade das séries de retorno no período selecionado. No entanto, é o Ripple que apresenta a maior variação na sua série de retornos. No geral, existe uma maior volatilidade das séries de retornos das criptomoedas no decorrer do ano de 2017, o que coincide com o aumento abrupto dos preços destas moedas neste período.

Quanto às moedas convencionais conclui-se que é a libra esterlina que exhibe a maior variação das séries de retorno. Este resultado não surpreende, já que essa volatilidade está associada à ocorrência do *Brexit*. As séries de retorno mais voláteis pertencem às moedas asiáticas,

provavelmente devido à depreciação forçada pelo Banco do Japão no caso do yen<sup>3</sup> e à crise geopolítica verificada nos últimos anos na península coreana no caso do won<sup>4</sup>.

Figura 2: Representação gráfica das séries temporais, em retornos



Fonte: Elaboração própria. Nota: BTC representa a série temporal da Bitcoin, assim como ETH, XRP, LTC, EUR, GBP, JPY e KRW representam as séries temporais do Ethereum, do Ripple, da Litecoin, do euro, da libra esterlina, do yen japonês e do won coreano.

### 6.1.3 Cointegração

Relativamente aos testes de cointegração, são apresentados dois tipos de testes. O primeiro reporta o teste do traço e o segundo a estatística de máxima verosimilhança. Para cada tabela estão representados: o número de relações de cointegração sob a hipótese nula, os valores de Eigenvalue ordenados, a estatística de teste e os valores críticos de 5%.

<sup>3</sup> <https://www.forbes.com/sites/ralphjennings/2017/03/09/a-case-for-japan-as-asias-other-big-currency-manipulator/#7505c0357545>

<sup>4</sup> [https://fcibglobal.com/pdf/wellsfargo/WF\\_SC\\_south-korea-20170811.pdf](https://fcibglobal.com/pdf/wellsfargo/WF_SC_south-korea-20170811.pdf)

Para determinar o número de relações de cointegração  $r$  condicionais às suposições feitas sobre a tendência, podemos proceder sequencialmente de  $r = 0$  a  $r = k - 1$ , até que não possamos rejeitá-lo.

Como existem 8 variáveis, o número máximo de vetores de cointegração (linearmente independentes) é 7. As tabelas 5 e 6 mostram os resultados do teste do traço (*trace*) e dos testes de *maximum eigenvalue*, respectivamente, onde os pontos críticos e os valores p são fornecidos por Mackinnon, Haug e Michaelis (1999). O último teste levou à conclusão de existência de uma relação de cointegração  $r = 7$ , uma vez que nunca foi rejeitado. A existência de equações de cointegração implica que existe pelo menos uma relação de longo prazo entre as variáveis (Wooldridge, 2002).

Tabela 5: Teste à cointegração de Johansen - Trace

Número hipotético de equações de cointegração	Eigenvalue	Trace	Valor crítico 0.05	Prob.**
Nenhuma *	0.409712	2646.530	159.5297	1.0000
No máximo 1 *	0.394140	2225.868	125.6154	1.0000
No máximo 2 *	0.361627	1825.985	95.75366	1.0000
No máximo 3 *	0.354658	1467.817	69.81889	1.0000
No máximo 4 *	0.327363	1118.313	47.85613	1.0000
No máximo 5 *	0.300459	801.8666	29.79707	0.0001
No máximo 6 *	0.281970	516.7160	15.49471	0.0001
No máximo 7 *	0.271137	252.3831	3.841466	0.0000

Fonte: Elaboração própria

Tabela 6: Teste à cointegração de Johansen – Maximum Eigenvalue

Número hipotético de equações de cointegração	Eigenvalue	Trace	Valor crítico 0.05	Prob.**
Nenhuma *	0.409712	420.6617	52.36261	0.0001
No máximo 1 *	0.394140	399.8828	46.23142	0.0001
No máximo 2 *	0.361627	358.1688	40.07757	0.0001
No máximo 3 *	0.354658	349.5040	33.87687	0.0001
No máximo 4 *	0.327363	316.4461	27.58434	0.0001
No máximo 5 *	0.300459	285.1506	21.13162	0.0001
No máximo 6 *	0.281970	264.3329	14.26460	0.0001
No máximo 7 *	0.271137	252.3831	3.841466	0.0000

Fonte: Elaboração própria

Logo, para estas séries, as estimações a realizar terão que ter por base um modelo VEC (*Vector Error Correction*), por forma a se conseguir capturar a rapidez do ajustamento até ao equilíbrio de longo prazo, caso se verifique um choque numa das variáveis.

#### 6.1.4 Modelo VEC

O modelo VEC permite examinar se, depois de controlar pelos valores anteriores de  $y$ , os valores anteriores de  $z$  ajudam a prever os valores futuros de  $y$ .

$$y_t = \beta_0 + \alpha_1 y_{t-1} + \gamma_1 z_{t-1} + \alpha_2 y_{t-2} + \gamma_2 z_{t-2} + (\dots) \quad (15)$$

Assim, a primeira equação estimada é a descrita pela equação (16).

$$\begin{aligned} D(BTC) = & 0.094655^{***} D(BTC)_{t-1} - 0.0230 D(ETH)_{t-1} - 0.07512^{***} D(XRP)_{t-1} + \\ & 0.0025 D(LTC)_{t-1} - 0.2199 D(EUR)_{t-1} + 0.0467 D(GBP)_{t-1} + 0.1793 D(JPY)_{t-1} + \\ & 0.2654 D(KRW)_{t-1} \end{aligned} \quad (16)$$

As estimações efetuadas para as várias moedas são apresentadas nas tabelas A.4.1 e A.4.2 no Anexo 4.

Assumindo  $D(BTC)$  como variável dependente, a interpretação dos parâmetros estimados levaram-nos a concluir que um aumento de 1% na variável  $D(BTC(-1))$  causa um aumento de 0.09466% no preço da Bitcoin, mantendo todas as outras variáveis constantes. Todavia, um aumento de 1% na variável  $D(XRP(-1))$  causa uma diminuição de 0.07512% no preço da Bitcoin, mantendo todas as outras variáveis constantes.

No caso em que se assume como variável dependente a variável  $D(ETH)$ , um aumento de 1% na variável  $D(BTC(-1))$  causa um aumento de 0.1809% na variável  $D(BTC)$ . Já no caso da variável  $D(XRP)$ , um aumento de 1% na variável  $D(BTC(-1))$  causa um aumento de 0.5793% na variável  $D(XRP)$ , no entanto, um aumento (diminuição) de 1% na variável  $D(XRP(-1))$ , na variável  $D(LTC(-1))$  e na variável  $D(JPY(-1))$  causa uma diminuição de 0.2542%, 0.6602% e de 1.4587%, respetivamente, na variável  $D(XRP)$ .

Quando  $D(LTC)$  se assume como variável explicada, podemos verificar que um aumento de 1% na variável  $D(BTC(-1))$  causa um aumento de 0.21% na variável  $D(LTC)$ . Todavia, um aumento de 1% na variável  $D(XRP(-1))$  e na variável  $D(JPY(-1))$  causa uma diminuição de 0.1303% e

0.087%, respectivamente, na variável D(LTC). Já no caso da variável D(GBP) ser a variável dependente, um aumento de 1% na variável D(GBP(-1)) e na variável D(JPY(-1)) causa uma diminuição de 0.087% e um aumento de 0.1244% na variável D(GBP). Para a variável dependente D(JPY), um aumento de 1% na variável D(XRP(-1)) e na variável D(EUR(-1)) causa uma diminuição (aumento) de 0.00565% e 0.1258%, respectivamente, na variável D(JPY). No caso das variáveis D(EUR) e D(KRW), quando assumidas como variáveis dependentes, nada podemos concluir, dado que nenhum dos coeficientes obtidos se revelou estatisticamente significativo.

#### 6.1.5 Testes Causalidade de Granger

Através da análise do modelo VEC pode-se especular acerca da existência de algumas relações entre as séries temporais. Por forma a comprovar a direção dessas relações e a existência de uma relação de causalidade, procede-se à realização de um Teste à Causalidade de Granger, cujos resultados são apresentados na tabela 7.

Analisando os resultados aos testes da causalidade de Granger para as observações que dizem respeito às séries de preços, observa-se a existência de uma relação de causalidade de Granger bidirecional entre a Bitcoin (BTC) e o Ethereum (ETH), assim como duas relações de causalidade de Granger unidirecionais: entre o Ripple(XRP) e a Bitcoin(BTC) e entre a Litecoin(LTC) e o Ripple(XRP). Entre as moedas convencionais, os resultados do teste de Granger permitem concluir que existem três relação de causalidade de Granger unidirecional entre o won (KRW) e entre o euro(EUR), a libra esterlina (GBP) e o yen (JPY). Conclui-se, portanto, que não se verifica qualquer relação de causalidade de Granger entre criptomoedas e moedas convencionais ao nível das séries de preços.

Os resultados obtidos diferem do estudo de Phillips e Gorse (2018), nos qual os autores afirmam que não existe nenhuma relação de longo prazo entre o preço da Bitcoin e do Ethereum, embora no curto prazo apresentem breves intervalos de co-movimento, justificado pelo impacto que o mercado das moedas digitais tem em todas as criptomoedas que nele participam. Gandal e Halaburda (2016) concluíram que a relação entre os retornos da Bitcoin e das Altcoins é negativo ou simplesmente não existe qualquer efeito entre eles sendo esta conclusão mais um ponto de divergência entre os resultados obtidos e a literatura empírica.

No entanto, o estudo vai de encontro às conclusões de Corbet *et al.* (2017), cujos resultados parecem indiciar que o preço da Bitcoin pode afetar os preços do Ripple e da Litecoin, sendo que a influência da Bitcoin perante estas Altcoins é particularmente notória em períodos na

qual ocorrem rápidos aumentos do preço da Bitcoin. Os nossos resultados também parecem ir de encontro aos de Smith (2016), já que o autor afirma que os mercados de câmbio convencionais não reagem a alterações no mercado da Bitcoin. Este mercado, e o das criptomoedas no geral, não são grandes o suficiente para conseguirem mover os mercados de câmbio globais. Contudo, os resultados deste trabalho presente poderão auxiliar os investidores a prever as flutuações de preços das criptomoedas, para que assim consigam obter maiores retornos e evitar perdas na seleção de ativos para a constituição de uma carteira de investimentos.



Tabela 7: Resultado do Teste à Causalidade de Granger – Séries de Preços

Hipóteses	F-estatístico	Prob.	Relação causalidade
ETH causa BTC	3.04902	0.0480	ETH ↔ BTC
BTC causa ETH	3.43208	0.0328	
XRP causa BTC	7.72683	0.0005	XRP → BTC
BTC causa XRP	0.66972	0.5121	
LTC causa BTC	0.22845	0.7958	
BTC causa LTC	0.92888	0.3954	
EUR causa BTC	0.93775	0.3919	
BTC causa EUR	0.64732	0.5237	
GBP causa BTC	1.54910	0.2131	
BTC causa GBP	0.92098	0.3986	
JPY causa BTC	1.59472	0.2036	
BTC causa JPY	0.38318	0.6818	
KRW causa BTC	1.72788	0.1783	
BTC causa KRW	2.14855	0.1173	
XRP causa ETH	0.84757	0.4288	
ETH causa XRP	2.34962	0.0961	
LTC causa ETH	1.00135	0.3678	
ETH causa LTC	0.06228	0.9396	
EUR causa ETH	0.43380	0.6482	
ETH causa EUR	0.18970	0.8272	
GBP causa ETH	0.01709	0.9831	
ETH causa GBP	0.65826	0.5180	
JPY causa ETH	1.25822	0.2847	
ETH causa JPY	1.75997	0.1727	
KRW causa ETH	2.26868	0.1041	
ETH causa KRW	0.23186	0.7931	
LTC causa XRP	20.4551	2.E-09	LTC → XRP
XRP causa LTC	0.60515	0.5462	
EUR causa XRP	0.44852	0.6387	
XRP causa EUR	0.10219	0.9029	
GBP causa XRP	1.52718	0.2178	
XRP causa GBP	0.16954	0.8441	
JPY causa XRP	0.04834	0.9528	
XRP causa JPY	0.57944	0.5605	
KRW causa XRP	0.46425	0.6288	
XRP causa KRW	0.13065	0.8775	
EUR causa LTC	0.59333	0.5527	
LTC causa EUR	0.18158	0.8340	
GBP causa LTC	0.96199	0.3826	
LTC causa GBP	0.48626	0.6151	
JPY causa LTC	0.84337	0.4306	
LTC causa JPY	0.56551	0.5683	
KRW causa LTC	2.03620	0.1312	
LTC causa KRW	0.55579	0.5738	
GBP causa EUR	0.30148	0.7398	
EUR causa GBP	0.83010	0.4364	
JPY causa EUR	0.63844	0.5284	
EUR causa JPY	0.52239	0.5933	
KRW causa EUR	56.7761	9.E-24	KRW → EUR
EUR causa KRW	0.11829	0.8885	
JPY causa GBP	3.41151	0.0335	JPY → GBP
GBP causa JPY	1.46921	0.2307	
KRW causa GBP	71.2515	3.E-29	KRW → GBP
GBP causa KRW	0.77714	0.4601	
KRW causa JPY	16.6627	8.E-08	KRW → JPY
JPY causa KRW	1.25325	0.2861	

Fonte: Elaboração própria. Nota: o símbolo “ $\rightarrow$ ” traduz uma relação de causalidade de Granger unidirecional, assim como o símbolo “ $\leftrightarrow$ ” implica uma relação de causalidade de Granger bidirecional. BTC representa as séries de preços da Bitcoin, da mesma forma que ETH, XRP, LTC, EUR, GBP, JPY e KRW representam as séries de preços do Ethereum, do Ripple, da Litecoin, do euro, da libra esterlina, do yen japonês e do won coreano, respetivamente.

## 6.2 Análise Séries Volatilidades

Tendo agora em conta as séries de volatilidades obtidas para cada criptomoeda e para cada moeda convencional, analisam-se correlações, apresentam-se os testes de raiz unitária, comparam-se evoluções das séries de retornos, procedem-se com os testes de cointegração e apresentam-se e discutem-se os resultados obtidos pela aplicação do modelo VEC.

Formalmente, pode-se definir a volatilidade da forma que segue. Sejam  $\mu_t$  e  $h_t$  a média e variância condicionais, dadas por:

$$\mu_t = E(r_t | F_{t-1}) \quad (17)$$

$$h_t = E((r_t - \mu_t)^2 | F_{t-1}) \quad (18)$$

Onde  $F_{t-1}$  representa toda a informação disponível até o instante  $t - 1$ . Um modelo que considera a volatilidade de uma série pode ser descrito da seguinte forma:

$$r_t = \mu_t + \sqrt{h_t} \varepsilon_t \quad (19)$$

Onde  $\varepsilon_t$  é uma variável que apresenta média condicional igual a zero e variância condicional igual a um. Neste modelo, é possível calcular a média e a variância (volatilidade) incondicional de toda a série, utilizando o teorema da probabilidade total (Zwillinger & Kokoska, 2000). O objetivo é, portanto, estudar diretamente a variância condicional  $h_t$  utilizando, por exemplo, modelos ARCH ou GARCH.

Assim, tal como (Katsiampa, 2017; Pichl e Kaizoji, 2017; Kasper, 2017; Dyhrberg, 2016a), foi aplicado o modelo GARCH às séries de preços para posteriormente se poder estimar a variância condicional das 8 séries em análise, denominadas pelas seguintes siglas: CVBTC (variância condicional da Bitcoin), CVETH (variância condicional de Ethereum), CVXRP (variância condicional do Ripple), CVLTC (variância condicional da Litecoin), CVEUR (variância condicional da taxa de câmbio do euro face ao dólar), CVGBP (variância condicional da taxa de câmbio da libra esterlina face ao dólar), CVJPY (variância condicional da taxa de câmbio do yen japonês face ao dólar) e finalmente CVKRW (variância condicional da taxa de câmbio do won coreano face ao dólar).

Na tabela 8 está representada a matriz de correlações entre as variâncias condicionais das séries em estudo. Verifica-se que existem correlações positivas e com significância estatística entre a Bitcoin e as Altcoins, sendo a mais forte entre a Bitcoin e a Litecoin, à semelhança do que já se tinha anteriormente examinado na matriz de correlações anterior. No entanto, observam-se agora correlações negativas entre as séries de volatilidade da Bitcoin, do Ripple e da Litecoin e as séries de volatilidade do yen e do euro. Do lado oposto, podemos verificar que tanto o yen como o euro apresentam correlações positivas com as restantes moedas convencionais. Entre estas, não se observa nenhuma correlação (positiva ou negativa) que ultrapasse os 35%, sendo a correlação que mais se aproxima deste valor é a verificada entre as séries de volatilidade do yen e do euro.

Tabela 8: Matriz de correlações – Séries de Volatilidades

Probabilidade de correlação	CVBTC	CVETH	CVXRP	CVLTC	CVEUR	CVGBP	CVJPY	CVKRW
CVBTC	1.000000 -----							
CVETH	0.210389 0.0000	1.000000 -----						
CVXRP	0.150616 0.0000	0.015848 0.6545	1.000000 -----					
CVLTC	0.544053 0.0000	0.071065 0.0445	0.500701 0.0000	1.000000 -----				
CVEUR	-0.236402 0.0000	0.127116 0.0003	-0.129078 0.0003	-0.334484 0.0000	1.000000 -----			
CVGBP	0.056754 0.1087	0.004883 0.8903	-0.028875 0.4147	0.008662 0.8067	0.100519 0.0044	1.000000 -----		
CVJPY	-0.301075 0.0000	-0.054030 0.1268	-0.136014 0.0001	-0.299318 0.0000	0.331259 0.0000	0.330423 0.0000	1.000000 -----	
CVKRW	-0.065453 0.0643	0.285205 0.0000	-0.089085 0.0117	-0.159376 0.0000	0.231224 0.0000	0.219738 0.0000	0.194995 0.0000	1.000000 -----

Fonte: Elaboração própria. Nota: CVBTC representa as séries de volatilidades da Bitcoin, da mesma forma que CVETH, CVXRP, CVLTC, CVEUR, CVGBP, CVJPY e CVKRW representam as séries de volatilidades do Ethereum, do Ripple, da Litecoin, do euro, da libra esterlina, do yen japonês e do won coreano, respetivamente.

### 6.2.1 Teste às raízes unitárias

Mais uma vez foi aplicado o teste ADF e o teste KPSS para verificar a estacionariedade das séries, estando representados na tabela 9 e 10, respectivamente, os resultados obtidos para as séries obtidas através do modelo GARCH(1,1).

Tabela 9: Teste ADF para séries de volatilidades

Teste ADF			
Série	Teste Estatístico	Ponto Crítico	p-value
CVBTC	-5.894431	-2,87	0.0000
CVETH	-7.023255	-2,87	0.0000
CVXRP	-12.24705	-2,87	0.0000
CVLTC	-5.925350	-2,87	0.0000
CVEUR	-1.382691	-2,87	0.5919
CVGBP	-9.116439	-2,87	0.0000
CVJPY	-2.487580	-2,87	0.1189
CVKRW	-13.72937	-2,87	0.0000

Fonte: Elaboração própria. Nota: CVBTC representa as séries de volatilidades da Bitcoin, da mesma forma que CVETH, CVXRP, CVLTC, CVEUR, CVGBP, CVJPY e CVKRW representam as séries de volatilidades do Ethereum, do Ripple, da Litecoin, do euro, da libra esterlina, do yen japonês e do won coreano, respectivamente.

Tabela 10: Teste KPSS para séries de volatilidades

KPSS		
Série	Teste Estatístico	Ponto Crítico
CVBTC	1.131525	0.463000
CVETH	0.399243	0.463000
CVXRP	0.474104	0.463000
CVLTC	1.309867	0.463000
CVEUR	2.480191	0.463000
CVGBP	0.214599	0.463000
CVJPY	0.952066	0.463000
CVKRW	0.922007	0.463000

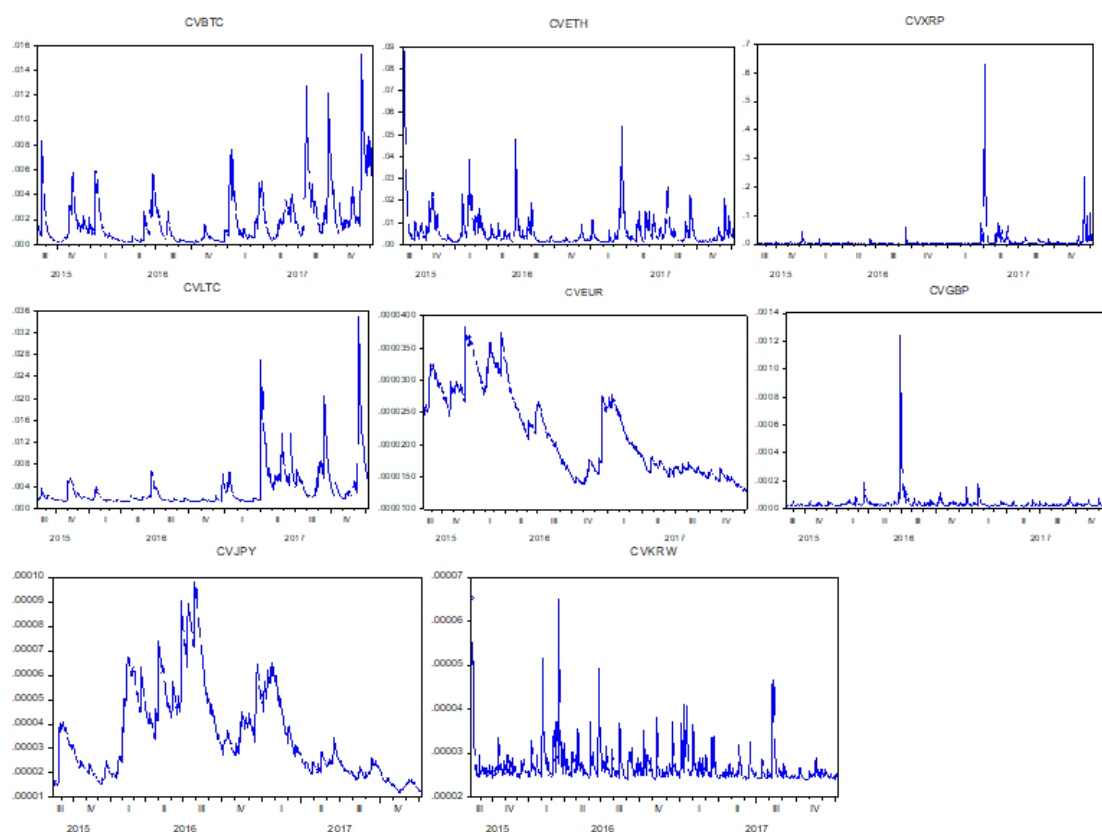
Fonte: Elaboração própria. Nota: CVBTC representa as séries de volatilidades da Bitcoin, da mesma forma que CVETH, CVXRP, CVLTC, CVEUR, CVGBP, CVJPY e CVKRW representam as séries de volatilidades do Ethereum, do Ripple, da Litecoin, do euro, da libra esterlina, do yen japonês e do won coreano, respectivamente.

Os dois testes estão na generalidade em concordância com a estacionariedade da série temporal, porém a variável CVEUR e a variável CVJPY apresentaram resultados não significativos no teste ADF, contudo apresentaram testes estatísticos superiores ao ponto

crítico no teste KPSS. Da mesma forma, a variável CVGBP não alcançou o ponto crítico no teste KPSS, embora apresente um p-value igual a zero no teste ADF.

Observando a figura 3 que retrata as séries de volatilidades estimadas, assim como os respectivos correlogramas apresentados no anexo A.2, e os resultados dos testes, podemos concluir que as séries temporais estão integradas na ordem 3. Nesta figura verifica-se que as séries de variância condicional mais voláteis pertencem à Bitcoin, ao Ethereum e ao won coreano. As séries de variância condicional do yen e do euro relevam tendências semelhantes no período selecionado, ao terem uma crescimento abrupto no segundo semestre do ano de 2016 e um decréscimo constante a partir do início de 2017. Tanto a série da libra como do Ripple apresentam variações extremas, em junho de 2016 e em fevereiro de 2017, respectivamente, que “escondem” as demais oscilações.

Figura 3: Séries estimadas das variâncias condicionais, obtidas através do modelo GARCH



Fonte: Elaboração própria. Nota: CVBTC representa as séries de volatilidades da Bitcoin, da mesma forma que CVETH, CVXRP, CVLTC, CVEUR, CVGBP, CVJPY e CVKRW representam as séries de volatilidades do Ethereum, do Ripple, da Litecoin, do euro, da libra esterlina, do yen japonês e do won coreano, respectivamente.

### 6.2.2 Cointegração

À semelhança do que foi feito com as séries de preços, foi novamente realizado o teste de cointegração de Johanssen, cujos resultados se apresentam na tabela 11 e 12, para o teste do traço e de máxima verosimilhança, respetivamente.

Tabela 11: Teste à cointegração de Johansen - Trace

Número hipotético de equações de cointegração	Eigenvalue	Trace	Valor crítico 0.05	Prob.**
Nenhuma *	0.181775	617.7954	159.5297	0.0000
No máximo 1 *	0.169136	458.1033	125.6154	0.0001
No máximo 2 *	0.130569	310.6136	95.75366	0.0000
No máximo 3 *	0.106891	199.2401	69.81889	0.0000
No máximo 4 *	0.080174	109.2547	47.85613	0.0000
No máximo 5 *	0.041565	42.73201	29.79707	0.0010
No máximo 6	0.007861	8.938733	15.49471	0.3711
No máximo 7	0.003332	2.656442	3.841466	0.1031

Fonte: Elaboração própria.

Tabela 12: Teste à cointegração de Johansen – Maximum Eigenvalue

Número hipotético de equações de cointegração	Eigenvalue	Trace	Valor crítico 0.05	Prob.**
Nenhuma *	0.181775	159.6920	52.36261	0.0000
No máximo 1 *	0.169136	147.4897	46.23142	0.0000
No máximo 2 *	0.130569	111.3735	40.07757	0.0000
No máximo 3 *	0.106891	89.98546	33.87687	0.0000
No máximo 4 *	0.080174	66.52268	27.58434	0.0000
No máximo 5 *	0.041565	33.79328	21.13162	0.0005
No máximo 6	0.007861	6.282290	14.26460	0.5773
No máximo 7	0.003332	2.656442	3.841466	0.1031

Fonte: Elaboração própria.

Ao analisarmos os resultados verificamos que o nível máximo de cointegração até alcançarmos a sua rejeição corresponde a  $r = 5$  e, mais uma vez, verificamos que, ao existirem equações de cointegração existirá pelo menos uma relação de longo prazo entre as variáveis.

### 6.2.3 Modelo VEC

A primeira equação de cointegração que foi obtida após a realização da estimação é a descrita pela equação (20).

$$\begin{aligned}
 D(CVBTC) = & 0.1325^{***}D(CVBTC)_{t-1} - 0.0585D(CVBTC)_{t-2} + 0.0503D(CVBTC)_{t-3} - \\
 & 0.0161D(CVETH)_{t-1} - 0.0107D(CVETH)_{t-2} + 0.0045D(CVETH)_{t-3} + \\
 & 0.0056^{***}D(CVXRP)_{t-1} - 0.0001D(CVXRP)_{t-2} + 0.0009D(CVXRP)_{t-3} - \\
 & 0.0241D(CVLTC)_{t-1} - 0.0510^{***}D(CVLTC)_{t-2} - 0.0942^{***}D(CVLTC)_{t-3} + \\
 & 14.3208D(CVEUR)_{t-1} - 12.5067D(CVEUR)_{t-2} - 13.1946D(CVEUR)_{t-3} + \\
 & 0.5104D(CVGBP)_{t-1} - 0.3632D(CVGBP)_{t-2} - 0.4215D(CVGBP)_{t-3} - \\
 & 7.3585D(CVJPY)_{t-1} + 8.6185D(CVJPY)_{t-2} + 3.2444D(CVJPY)_{t-3} + \\
 & 12.5432D(CVKRW)_{t-1} + 4.7276D(CVKRW)_{t-2} + 5.9590D(CVKRW)_{t-3} + 0.0000418
 \end{aligned}
 \tag{20}$$

Interpretando os parâmetros significativos, podemos concluir que um aumento de 1% na variável  $D(CVBTC(-1))$  e na variável  $D(CVXRP(-1))$  causa um aumento de 0.1325% e de 0.0056% na variável  $D(CVBTC)$ , mantendo todas as outras variáveis constantes. Por outro lado, um aumento de 1% na variável  $D(CVLTC(-2))$  e na variável  $D(CVLTC(-3))$  causa uma diminuição de 0.051% na variável  $D(CVBTC)$ .

Na situação em que se assume  $D(CVETH)$  como a variável dependente, um aumento de 1% na variável  $D(CVETH(-2))$  causa um aumento de 0.1496% na variável endógena. Pelo contrário, um aumento de 1% na variável  $D(CVKRW(-1))$  causa uma diminuição de 115.02% na variável  $D(CVETH)$ .

Para a variável  $D(CVXRP)$ , um aumento de 1% na variável  $D(CVBTC(-2))$  e na variável  $D(CVETH(-2))$  causa uma diminuição de 4.92% e de 0.3571% nela própria. Já um aumento de 1% nas variáveis  $D(CVXRP(-1))$  e  $D(CVLTC(-2))$  causa um aumento de 0.2255% e 9.42%, respetivamente. Quando a variável dependente é  $D(CVLTC)$ , um aumento de 1% na variável  $D(CVBTC(-2))$  causa uma diminuição de 0.1310% na variável  $D(CVLTC)$ . Pelo contrário, o mesmo aumento nas variáveis  $D(CVBTC(-3))$ ,  $D(CVXRP(-3))$  e  $D(CVLTC(-1))$  irão causar um aumento de 0.1577%, 0.00703% e de 0.1051%, respetivamente.

Para a variável dependente  $D(CVEUR)$  apenas a variável  $D(CVKRW(-1))$  se revelou estatisticamente significativa, sendo que um aumento de 1% na variável exógena irá causar um impacto positivo de 0.00837% na variável  $D(CVEUR)$ . Verificou-se também um aumento de 0.083% e de 4.84% na variável  $D(CVGBP)$  quando esta era assumida como variável endógena e aumentava em 1%, provocado pelas variáveis  $D(CVLTC(-3))$  e  $D(CVKRW(-1))$ . O mesmo não ocorreu com as variáveis  $D(CVETH(-2))$ ,  $D(CVETH(-3))$  e  $D(CVGBP(-1))$ , já que um aumento de

1% nestas variáveis provocou uma diminuição de 0.0008%, 0.0011% e 0.0786% na variável  $D(CVGBP)$ , respetivamente.

Na interpretação dos parâmetros para a série  $D(CVJPY)$ , concluímos que existe uma diminuição de 0.000006% e de 0.083% quando ocorre um aumento de 1% nas variáveis  $D(CVETH(-3))$  e  $D(CVJPY(-2))$ , respetivamente. Já um aumento de 1% na variável  $D(CVKRW(-1))$  causa um aumento de 0.3662% na variável  $D(CVJPY)$ . Por fim, verifica-se um aumento de 0.0053% e de 0.0805% na variável dependente  $D(CVKRW)$ , provocado por um aumento de 1% nas variáveis  $D(CVGBP(-3))$  e  $D(CVKRW(-1))$ , respetivamente.

#### 6.2.4 Teste Causalidade de Granger

Para as séries de volatilidade, o teste de causalidade de Granger, apresentado na tabela 13, resultou em nove relações de causalidade de Granger, todas elas unidirecionais. Comparativamente com a tabela 7, na qual constam os resultados do teste de Granger para as séries de preços, registaram-se algumas diferenças significativas. A relação de causalidade de Granger bidirecional entre Ethereum e Bitcoin não se manteve, existindo agora apenas uma relação de causalidade de Granger entre o Ethereum e a Bitcoin. A relação de causalidade de Granger entre o yen e a libra desapareceu, mantendo-se no entanto o efeito de causalidade de Granger do won no yen, na libra esterlina e no euro, também ao nível das volatilidades.

Apurou-se uma relação de causalidade entre a volatilidade estimada da Bitcoin ( $CVBTC$ ) e a volatilidade estimada da Litecoin ( $CVLTC$ ), o que não sucedeu nos testes de causalidade de Granger efetuados às séries de preços. Surgiram também duas novas relações de causalidade de Granger, nomeadamente entre a volatilidade estimada do yen e da Bitcoin e entre a volatilidade estimada do won e do Ethereum, sendo que estas duas relações de causalidade de Granger possuem a particularidade de partilharem uma conexão entre criptomoedas e moedas convencionais.

Com a exceção do Ripple, os resultados obtidos estão em concordância com o estudo de Sembera (2017), onde averiguou que a correlação entre a volatilidade da Bitcoin e das Altcoins é positiva, sendo que a causa desta correlação pode dever-se a uma perpeção global das criptomoedas como um todo, isto é, antevê-se que determinadas alterações fundamentais numa moeda digital específica se irão alastrar às restantes criptomoedas. Dyhrberg (2016a) diz-nos que um aumento da volatilidade da taxa de câmbio dólar-libra esterlina irá ter um impacto negativo na variância dos retornos da Bitcoin, o que, na opinião do autor, pode indicar que a Bitcoin é um ativo relativamente seguro.



A grande maioria da literatura faz apenas uma análise comparativa entre as volatilidades das criptomoedas e das moedas digitais, e, portanto, não procuraram encontrar relações de causalidade entre as séries de volatilidade. Kasper (2017) verificou que a volatilidade da Bitcoin é consideravelmente maior do que a volatilidade das moedas dos países menos desenvolvidos. Barbosa (2016), por sua vez, conclui que a Bitcoin ainda está numa fase de extrema volatilidade, podendo-se afirmar que é, em média, cerca de quatro vezes mais volátil do que uma moeda convencional. Baur e Dimpfl (2018) mostram que, através de uma análise à volatilidade realizada da Bitcoin, esta consegue ser extremamente mais elevada do que a volatilidade das maiores moedas convencionais existentes, como o dólar, o euro ou o yen. Smith (2016) afirma que os mercados monetários globais têm força mais do que suficiente para conseguir movimentar os mercados das criptomoedas, e os resultados alcançados vão de encontro a esta conclusão.

Tabela 13: Resultado do Teste à Causalidade de Granger – Séries de Volatilidade

Hipóteses	F-estatístico	Prob.	Relação causalidade
CVETH causa CVBTC	3.80106	0.0228	CVETH→CVBTC
CVBTC causa CVETH	1.78177	0.1690	
CVXRP causa CVBTC	0.69475	0.4995	CVBTC→CVXRP
CVBTC causa CVXRP	3.58140	0.0283	
CVLTC causa CVBTC	0.13574	0.8731	CVBTC→CVLTC
CVBTC causa CVLTC	9.95336	5.E-05	
CVEUR causa CVBTC	1.62591	0.1974	
CVBTC causa CVEUR	0.10496	0.9004	
CVGBP causa CVBTC	0.39599	0.6731	
CVBTC causa CVGBP	0.65022	0.5222	
CVJPY causa CVBTC	3.53430	0.0296	CVJPY→CVBTC
CVBTC causa CVJPY	0.72121	0.4865	
CVKRW causa CVBTC	0.54320	0.5811	
CVBTC causa CVKRW	0.62053	0.5379	
CVXRP causa CVETH	0.76694	0.4648	
CVETH causa CVXRP	0.29017	0.7482	
CVLTC causa CVETH	0.92789	0.3958	
CVETH causa CVLTC	0.32515	0.7225	
CVEUR causa CVETH	1.44948	0.2353	
CVETH causa CVEUR	1.10096	0.3331	
CVGBP causa CVETH	0.42022	0.6571	
CVETH causa CVGBP	1.03209	0.3567	
CVJPY causa CVETH	0.18203	0.8336	
CVETH causa CVJPY	0.33628	0.7145	
CVKRW causa CVETH	11.2167	2.E-05	CVKRW→CVETH
CVETH causa CVKRW	0.89407	0.4094	
CVLTC causa CVXRP	42.9968	2.E-18	CVLTC→CVXRP
CVXRP causa CVLTC	2.27128	0.1039	
CVEUR causa CVXRP	1.34780	0.2604	
CVXRP causa CVEUR	0.42255	0.6555	
CVGBP causa CVXRP	0.05575	0.9458	
CVXRP causa CVGBP	0.06018	0.9416	
CVJPY causa CVXRP	1.46840	0.2309	
CVXRP causa CVJPY	0.18379	0.8321	
CVKRW causa CVXRP	0.65797	0.5182	
CVXRP causa CVKRW	0.49744	0.6083	
CVEUR causa CVLTC	2.40607	0.0908	
CVLTC causa CVEUR	0.30451	0.7376	
CVGBP causa CVLTC	0.21828	0.8039	
CVLTC causa CVGBP	0.13626	0.8726	
CVJPY causa CVLTC	1.98947	0.1375	
CVLTC causa CVJPY	0.17979	0.8355	
CVKRW causa CVLTC	0.67717	0.5083	
CVLTC causa CVKRW	2.14489	0.1178	
CVGBP causa CVEUR	0.17999	0.8353	
CVEUR causa CVGBP	0.00676	0.9933	
CVJPY causa CVEUR	1.90124	0.1501	
CVEUR causa CVJPY	0.67909	0.5074	
CVKRW causa CVEUR	76.3554	5.E-31	CVRKW→CVEUR
CVEUR causa CVKRW	4.26263	0.0144	
CVJPY causa CVGBP	1.66128	0.1906	
CVGBP causa CVJPY	0.90683	0.4042	
CVKRW causa CVGBP	73.2746	6.E-30	CVKRW→CVGBP
CVGBP causa CVKRW	0.46131	0.6306	
CVKRW causa CVJPY	86.3847	1.E-34	CVKRW→CVJPY
CVJPY causa CVKRW	2.41976	0.0896	

Fonte: Elaboração própria. Nota: CVBTC representa as séries de volatilidades da Bitcoin, da mesma forma que CVETH, CVXRP, CVLTC, CVEUR, CVGBP, CVJPY e CVKRW representam as séries de volatilidades do Ethereum, do Ripple, da Litecoin, do euro, da libra esterlina, do yen japonês e do won coreano, respetivamente. o símbolo “→” traduz uma relação de causalidade de Granger unidirecional, assim como o símbolo “↔” implica uma relação de causalidade de Granger bidirecional.

## 7. Conclusões

O presente estudo teve por objetivo investigar as possíveis relações existentes entre preços e volatilidades da Bitcoin, de algumas *Altcoins* como o Ethereum, o Ripple ou a Litecoin e de quatro moedas convencionais, nomeadamente o euro, a libra esterlina, o yen japonês e o won coreano, para um período de tempo que dista desde agosto de 2015 até janeiro de 2018, através da estimação de dois modelos VEC e de uma análise posterior de causalidade de Granger.

Após analisar a literatura empírica existente, verificou-se que, até à data, ainda não tenha sido realizada nenhuma investigação, tanto quanto foi possível inferir, que procure examinar as possíveis relações entre a maior e mais conhecida das criptomoedas, a Bitcoin, outras *Altcoins* com forte capitalização de mercado e moedas convencionais. Desta forma, o contributo deste trabalho passou por tentar dar resposta a esta questão, direcionando-se o foco da análise para dados diários, relativos a um horizonte temporal o mais recente possível, usando tanto dados de preços como de volatilidades.

Analisando unicamente o mercado das moedas digitais, podemos concluir que existem correlações significativas entre todas as criptomoedas em estudo, havendo evidências de relações de causalidade entre elas, tanto ao nível da análise de preços como ao nível das volatilidades. Dado que a conceção do mercado das criptomoedas é ainda muito recente, o comportamento (positivo ou negativo) de uma destas moedas rapidamente se pode alastrar para as restantes, e, como tal, os resultados obtidos vão de encontro ao que seria esperado. Ao nível das moedas convencionais, concluiu-se que, tanto ao nível da análise das séries de preços como das séries de volatilidades, existem relações de causalidade unidirecionais entre o won e o euro, o yen e a libra esterlina.

Analisando as moedas sem discriminar as suas características intrínsecas, concluiu-se que embora ao nível do estudo das séries de preços não se tenha verificado nenhuma relação estatisticamente significativa, ao nível das séries de volatilidade comprovou-se a existência efetiva de duas relações de causalidade unidirecionais, entre o yen japonês e a Bitcoin e entre o won coreano e o Ethereum. Pelo que os resultados parecem indicar que mais importante do que os efeitos nos preços, é o impacto provocado nas séries de volatilidade, tornando assim esta relação entre mercados mais arriscada. Deste modo, os investidores deverão ter especial atenção aos efeitos provocados em termos de oscilações de preços que devem ser considerados aquando da formação de carteiras de investimentos.

Importa salientar que este estudo possui algumas limitações. Para Kurihara e Fukushima (2018), não há grandes diferenças entre os modelos GARCH, no entanto, o modelo CGARCH é o modelo mais apropriado entre os modelos GARCH para estudar a volatilidade da Bitcoin, à semelhança dos resultados obtidos por Katsiampa (2017) e Bouoiyour & Selmi (2015). Assim, todas as outras moedas em equação poderão também não ter no GARCH o modelo mais apropriado para estudar a sua volatilidade. Outra possível limitação reside no facto de que o período selecionado para análise engloba um período de forte crescimento do mercado das moedas digitais num curto espaço de tempo, ou seja, toda a análise em questão pode-se aplicar apenas a um período em que o mercado foi fortemente alvo de especulação.

Concluindo, a maturidade do mercado das criptomoedas está ainda numa fase muito prematura para se conseguirem estabelecer relações fortes entre moedas digitais e moedas convencionais. Deverão ser realizados muitos mais trabalhos científico nesta área, dado que a maior parte da literatura está tão focada na Bitcoin, não querendo, para já, focar a sua atenção no mercado de Altcoins como o Ethereum ou o Ripple. Deste modo, a pesquisa futura pode-se concentrar nas moedas digitais alternativas. Para o efeito dever-se-ia também esperar mais algum tempo até ser possível obter mais dados por forma a verificar se estas relações de curto e de longo prazo vão de encontro ao resultados aqui apresentados, ou se pelo contrário os efeitos serão diferentes, em grande parte devido à “novidade” dos mercados de criptomoedas.

## Referências

- Baek, C., & Elbeck, M. (2015). Bitcoin as an investment or speculative vehicle? A first look. *Applied Economics Letters*, 22(1), 30-34. <https://doi.org/10.1080/13504851.2014.916379>.
- Barbosa, P. (2016). *Bitcoin e moedas fiat: um estudo de volatilidade comparada*. Gestão de riscos financeiros, corporativos e compliance. Fundação Instituto de Pesquisas Econômicas – FIPE. Recolhido de [http://www.academia.edu/26192798/BITCOIN\\_E\\_MOEDAS\\_FIAT\\_UM\\_ESTUDO\\_DE\\_VOLATILIDADE\\_COMPARADA](http://www.academia.edu/26192798/BITCOIN_E_MOEDAS_FIAT_UM_ESTUDO_DE_VOLATILIDADE_COMPARADA)
- Bartos, J. (2015). Does Bitcoin follow the hypothesis of efficient market? *International Journal of Economic Sciences*, 4(2), 10-23. Recolhido de <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.902.3664&rep=rep1&type=pdf>
- Baumohl, E. (2018). *Are cryptocurrencies connected to forex? A quantile cross-spectral approach*, ZBW. Deutsche Zentralbibliothek für Wirtschaftswissenschaften, Leibniz-Informationszentrum Wirtschaft, Kiel und Hamburg. Recolhido de <https://www.econstor.eu/handle/10419/174884>
- Baur, D. Dimpfl, T. & Kuck, K. (2017). Bitcoin, gold and the US dollar - A replication and extension. *Finance Research Letters*, 25, 103–110. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2017.10.012>.
- Baur, D & Dimpfl, T. (2018) *Excess Volatility as an Impediment for a Digital Currency*. Recolhido de: <https://ssrn.com/abstract=2949754>
- Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31(3), 307-327.
- Bouoiyour, J., & Selmi, R. (2015). *Bitcoin Price: Is it really that new round of volatility can be on way?* MPRA Paper No. 65580. Recolhido de [https://mpa.ub.uni-muenchen.de/65580/1/MPRA\\_paper\\_65580.pdf](https://mpa.ub.uni-muenchen.de/65580/1/MPRA_paper_65580.pdf)
- Bouri, Elie, Georges Azzi, & Anne Haubo Dyhrberg. (2017). On the return-volatility relationship in the Bitcoin market around the price crash of 2013. *Economics: The Open-Access, Open-Assessment E-Journal* 11, 1–16.
- Buchholz, M., Delaney, J., Warren, J. & Parker, J. (2012). Bits and Bets, Information, Price Volatility, and Demand for BitCoin. *Economics* 312. Obtido de [www.bitcointrading.com/pdf/bitsandbets.pdf](http://www.bitcointrading.com/pdf/bitsandbets.pdf).
- Cermak, Vavrinec. (2017). *Can Bitcoin become a viable alternative to fiat currencies? An empirical analysis of Bitcoin's volatility based on a GARCH model*. Obtido de <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2961405>

- Cheah, E. T., & Fry, J. (2015). Speculative bubbles in Bitcoin markets? An empirical investigation into the fundamental value of Bitcoin. *Economic Letters*, 130, 32-36. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2015.02.029>.
- Cheung, A., Roca, E., & Su, J.-J. (2015). Crypto-currency bubbles: An application of the Phillips–Shi–Yu (2013) methodology on Mt. Gox Bitcoin prices. *Applied Economics*, 47, 2348-2358. <https://doi.org/10.1080/00036846.2015.1005827>.
- Ciaian, P., M. Rajcaniova, and d.A. Kanacs (2016). The economics of Bitcoin price formation. *Applied Economics*, 48 (19), 1799-1815.
- Corbet, S. Lucey, B. M. & Yarovaya, L. (2017). Datestamping the Bitcoin and Ethereum Bubbles. *Finance Research Letters*. Obtido de <https://doi.org/10.1016/j.frl.2017.12.006>
- Dowdy, S, & Wearden, S. (1983). *Statistics for research*. John Wiley and Sons, New York.
- Du, Y. (2012). *Modeling the Volatility of Shanghai Composite Index with GARCH Family Models*, 1–15. Essay in Statistics, Advanced Level, Dalarna University. Obtido de [http://www.statistics.du.se/essays/D12\\_DuYuchen.pdf](http://www.statistics.du.se/essays/D12_DuYuchen.pdf)
- Dwyer, G. P. (2014). The economics of Bitcoin and similar private digital currencies. *Journal of Financial Stability*, 17, 81-91. <https://doi.org/10.1016/j.jfs.2014.11.006>
- Dyhrberg, A. H. (2016a). Bitcoin, gold and the dollar - A GARCH volatility analysis. *Finance Research Letters*, 16, 85-92. Obtido de <https://doi.org/10.1016/j.frl.2015.10.008>
- Dyhrberg, A.H. (2016b). Hedging capabilities of Bitcoin. Is it the virtual gold? *Finance Research Letters*, 16, 139-144.
- Franco, P. (2015). *Understanding Bitcoin: Cryptography, Engineering and Economics*. John Wiley & Sons Ltd., Chichester.
- Engle, R. (1982). Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom Inflation. *Econometrica*, 50(4), 987-1007. <https://doi.org/10.2307/1912773>
- Engle, R. (2001). GARCH 101: The use of ARCH/GARCH models in applied econometrics. *The Journal of Economic Perspectives*, 15(4), 157-168.
- Gandal, N., Halaburda, H., (2014). *Competition in the Cryptocurrency Market*. Bank of Canada Working Paper 2014-33. Obtido de <https://www.banqueducanada.ca/wp-content/uploads/2014/08/wp2014-33.pdf>
- Garcia, D. Tessone, C. Mavrodiev, P. & Perony, N. (2014) . The digital traces of bubbles: feedback cycles between socio-economic signals in the Bitcoin economy. *Journal of the Royal Society Interface*, 11(99)
- Glaser F, Zimmermann K, Haferkorn M, Weber MC, Siering M. (2014). *Bitcoin—Asset or currency? Revealing users’ hidden intentions*. Proceedings of the Twenty Second European Conference on Information Systems. Tel Aviv

- Granger, C.W.J., (1969). Investigating causal relations by econometric models and cross-spectral methods. *Econometrica* 37, 424-438.
- Gronwald, M. (2014). *The economics of Bitcoins: Market characteristics and price jumps*. CESifo Working Paper Series No. 5121.
- Guttmann, B., (2013). *The Bitcoin Bible: All you need to know about bitcoins*. Germany: BoD.
- Hayes, A. (2015). *A cost of production model for Bitcoin*, SSRN 2580904. Obtido de [https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract\\_id=2580904](https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2580904)
- Iwamura, M., Kitamura, Y., Matsumoto, T. & Saito, K., (2014). *Can we stabilize the price of a Cryptocurrency? Understanding the design of Bitcoin and its potential to compete with Central Bank money*. Discussion Paper Series A No.617, Institute of Economic Research, Hitotsubashi University, Japan. Obtido de [https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract\\_id=2519367](https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2519367)
- Johansen, S. (1988). Statistical analysis of cointegration vectors. *Journal of economic dynamics and control*, 12, 231-254.
- Johansen, S. (1991). Estimation and hypothesis testing of cointegration vectors in Gaussian vector autoregressive models. *Econometrica*, 59, 1551-1581.
- Johansen, S., & Juselius, K. (1990). Maximum likelihood estimation and inference on cointegration—with applications to the demand for money. *Oxford Bulletin of Economics and statistics*, 52, 169-210.
- Katsiampa, Paraskevi. (2017). Volatility estimation for Bitcoin: A comparison of GARCH models. *Economics Letters* 158: 3–6
- Kwiatkowski, D., Phillips, P. C. B., Schmidt, P. and Shin, Y. (1992). Testing for the Null of Stationarity Against the Alternative of a Unit Root. *Journal of Econometrics*, 54, 159-178.
- Kroeger, A. (2015). *Essays on Bitcoin*. Working Paper. Obtido de [http://economics.nd.edu/assets/165129/alex\\_kroeger\\_essays\\_on\\_bitcoin.pdf](http://economics.nd.edu/assets/165129/alex_kroeger_essays_on_bitcoin.pdf)
- Li, X., & Wang, C. A. (2017). The technology and economic determinants of cryptocurrency exchange rates: The case of Bitcoin. *Decision support systems*, 95, 49-60
- MacKinnon, J.G., Haug, A.A., Michelis, L., (1999) Numerical distribution functions of likelihood ratio tests for cointegration. *Journal of Applied Econometrics* 14, 563–577.
- Matadeen, J., & Seetanah, B. (2015). *Stock market development and economic growth: Evidence from Mauritius*. In Proceedings of the Australasian Conference on Business and Social Sciences (in partnership with The Journal of Developing Areas) (pp. 60 – 76).
- Nakamoto, S. (2008). *Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System*. *Www.Bitcoin.Org*, 9. <https://doi.org/10.1007/s10838-008-9062-0>

- Richter, C., Kraus, S., & Bouncken, R. B. (2015). Virtual Currencies Like Bitcoin As A Paradigm Shift In The Field Of Transactions. *International Business & Economics Research Journal*, 575-585.
- Phillips, R. & Gorse, D. (2018). *Cryptocurrency price drivers: Wavelet coherence analysis revisited*. PLoS ONE 13(4): e0195200. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0195200>
- Pichl, L. & Kaizoji, T. (2017). Volatility Analysis of Bitcoin Price Time Series. *Quantitative Finance and Economics*, 1(4):474–485.
- Said, S. E., & Dickey, D. A. (1984). Testing for unit roots in autoregressive-moving average models of unknown order. *Biometrika*, 71(3), 599-607
- Saxena, S. & Singh, A. (2017). *Market Potential & Price Behaviour of Bitcoin Post Demonetization & its Impact on Investment Portfolio*, (4), 65–69. Obtido de <http://www.ijemr.net/DOC/MarketPotentialAndPriceBehaviourOfBitcoinPostDemonetizationAndItsImpactOnInvestmentPortfolio.pdf>
- Segendorf, B. (2014). What is Bitcoin? *Sveriges Riksbank Economic Review*, 2, 71–87.
- Seigh, G. (2015). Synthetic commodity money. *Journal of Financial Stability*, 17, 92-99. <https://doi.org/10.1016/j.jfs.2014.07.002>
- Šembera, T. (2017), *The Volatility Patterns and Correlation of Cryptocurrencies: Overcoming the Bitcoin's primacy*. Praha. Diplomová práce. Univerzita Karlova. Obtido de: <https://dspace.cuni.cz/handle/20.500.11956/91313>
- Smith, J. (2016). *An Analysis of Bitcoin Exchange Rates*. Obtido de <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2493797>
- Silva, G., & Rodrigues, C. (2016). *Mineração individual de bitcoins e litecoins no mundo*. Simpósio Brasileiro Em Segurança Da Informação E de Sistemas Computacionais (SBSeg 2016), 524–533.
- Sovbetov, Y. (2018) Factors Influencing Cryptocurrency Prices: Evidence from Bitcoin, Ethereum, Dash, Litecoin, and Monero. *Journal of Economics and Financial Analysis*, 2(2), 1-27. Obtido de <https://ssrn.com/abstract=3125347>
- Stavroyiannis, S. & Babalos, V. (2017). *Dynamic properties of the Bitcoin and the US market*. Obtido de <https://ssrn.com/abstract=2966998>
- Urquhart, A. (2016). The inefficiency of Bitcoin. *Economics Letters*, 148, 80-82. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2016.09.019>
- van Wijk, D. (2013). *What can be expected from the Bitcoin?* PhD thesis, Erasmus Universiteit Rotterdam. Obtido de <https://thesis.eur.nl/pub/14100/Final-version-Thesis-Dennis-van-Wijk.pdf>
- Vassilladis, S., Papadopoulos, P., Ranquoussi, M., & Konieczny, T. (2017). Bitcoin value analysis based on cross-correlations. *Journal of Internet Banking and Commerce*, 22 (S7), 1-12.

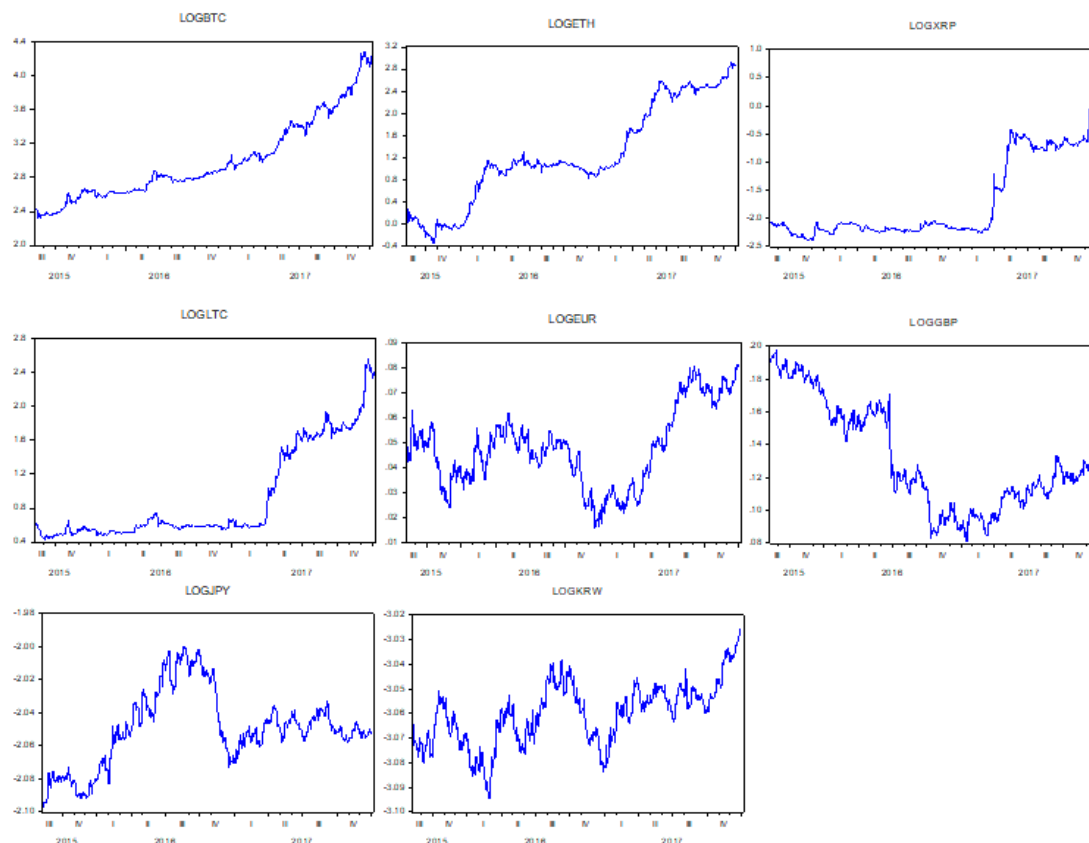


- Vieira, P. (2017). *Price Analysis of Bitcoin: Volatility, Key Drivers and Evolution*. Recolhido de <https://repositorio-aberto.up.pt/bitstream/10216/108420/2/226321.pdf>
- Wong, W. S, Saerbeck, D., & Delgado Silva, D. (2018). *Cryptocurrency: A New Investment Opportunity? An Investigation of the Hedging Capability of Cryptocurrencies and Their Influence on Stock, Bond and Gold Portfolios*. SSRN Electronic Journal, (2611450). <https://doi.org/10.2139/ssrn.3125737>
- Wooldridge, J. (2002). *Introductory Econometrics: a Modern Approach* (2nd Edition). SouthWestern. <http://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>
- Xu, G. & Vo, N. (2017). *The volatility of Bitcoin returns and its correlation to financial markets*. 2017 International Conference on Behavioral, Economic, Socio-Cultural Computing (BESC), 1–6. <https://doi.org/10.1109/BESC.2017.8256365>
- Yermack, D. (2013). *Is Bitcoin a real currency? An Economic Appraisal*. NBER Working Papers No. 19747. Obtido de <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780128021170000023>

## Anexos

### Anexo 1: Logaritmos das séries de preços

Figura A.1.1: Representação gráfica dos logaritmos das séries de preços



Fonte: Elaboração própria. Nota: LOGBTC representa a série logarítmica da Bitcoin, assim como LOGETH, LOGXRP, LOGLTC, LOGEUR, LOGGBP, LOGJPY e LOGKRW representam as séries logarítmicas do Ethereum, do Ripple, da Litecoin, do euro, da libra esterlina, do yen japonês e do won coreano.

## Anexo 2: Correlogramas

Tabela A.2.1: Resultado Correlograma BTC

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.000	-0.000	0.0002	0.990
		2 -0.065	-0.065	3.4149	0.181
		3 0.020	0.020	3.7344	0.292
		4 -0.054	-0.058	6.0626	0.195
		5 0.057	0.060	8.6481	0.124
		6 -0.038	-0.047	9.8016	0.133
		7 0.004	0.015	9.8156	0.199
		8 -0.016	-0.028	10.017	0.264
		9 0.032	0.043	10.852	0.286
		10 0.058	0.046	13.582	0.193
		11 -0.020	-0.009	13.921	0.237
		12 0.013	0.014	14.060	0.297
		13 -0.046	-0.044	15.754	0.263
		14 0.022	0.026	16.133	0.305
		15 -0.045	-0.059	17.793	0.274
		16 0.042	0.058	19.246	0.256
		17 0.042	0.024	20.682	0.241
		18 -0.030	-0.010	21.400	0.260
		19 0.006	-0.009	21.427	0.314
		20 0.026	0.035	21.974	0.342
		21 -0.084	-0.094	27.808	0.146
		22 -0.030	-0.023	28.537	0.159
		23 0.033	0.027	29.455	0.166
		24 -0.004	-0.002	29.467	0.203
		25 -0.016	-0.018	29.668	0.237
		26 -0.033	-0.039	30.557	0.245
		27 0.032	0.035	31.393	0.255
		28 -0.010	-0.025	31.473	0.296
		29 -0.013	-0.003	31.617	0.337
		30 0.031	0.024	32.401	0.349





























































Fonte: Elaboração própria. Nota: BTC corresponde à série de preços do Bitcoin.

Tabela A.2.2: Resultado Correlograma ETH

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.073	0.073	4.2241	0.040
		2 -0.029	-0.035	4.9175	0.086
		3 0.039	0.044	6.1523	0.104
		4 -0.025	-0.033	6.6637	0.155
		5 0.017	0.025	6.9108	0.227
		6 0.034	0.028	7.8718	0.248
		7 0.034	0.034	8.8092	0.267
		8 0.019	0.014	9.1074	0.333
		9 -0.035	-0.037	10.088	0.343
		10 0.010	0.015	10.168	0.426
		11 0.006	0.001	10.198	0.513
		12 -0.008	-0.006	10.252	0.594
		13 0.001	-0.004	10.252	0.673
		14 0.039	0.039	11.490	0.647
		15 0.031	0.027	12.276	0.658
		16 0.019	0.019	12.582	0.703
		17 0.055	0.052	15.065	0.591
		18 0.020	0.012	15.389	0.635
		19 0.030	0.032	16.109	0.650
		20 -0.003	-0.013	16.117	0.709
		21 0.011	0.011	16.215	0.757
		22 0.055	0.046	18.710	0.663
		23 -0.023	-0.031	19.139	0.693
		24 -0.015	-0.014	19.327	0.734
		25 -0.015	-0.024	19.524	0.771
		26 -0.008	0.001	19.575	0.811
		27 -0.028	-0.033	20.236	0.821
		28 0.018	0.022	20.502	0.845
		29 -0.030	-0.041	21.247	0.850
		30 -0.055	-0.047	23.807	0.781





























































Fonte: Elaboração própria. Nota: ETH corresponde à série de preços do Ethereum.

Tabela A.2.3: Resultado Correlograma XRP

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.014	0.014	0.1479	0.701
		2 0.104	0.104	8.8965	0.012
		3 0.034	0.032	9.8343	0.020
		4 -0.021	-0.033	10.185	0.037
		5 0.103	0.098	18.774	0.002
		6 -0.051	-0.050	20.869	0.002
		7 0.155	0.141	40.302	0.000
		8 0.094	0.096	47.403	0.000
		9 0.006	-0.019	47.431	0.000
		10 0.041	0.004	48.814	0.000
		11 -0.003	0.011	48.823	0.000
		12 0.069	0.042	52.710	0.000
		13 0.015	0.011	52.889	0.000
		14 0.034	0.015	53.830	0.000
		15 0.092	0.058	60.750	0.000
		16 -0.008	-0.018	60.806	0.000
		17 0.020	-0.007	61.148	0.000
		18 -0.014	-0.014	61.300	0.000
		19 0.021	0.007	61.656	0.000
		20 0.001	-0.022	61.657	0.000
		21 -0.063	-0.066	64.892	0.000
		22 0.045	0.020	66.569	0.000
		23 -0.039	-0.037	67.834	0.000
		24 0.006	-0.003	67.860	0.000
		25 0.017	0.023	68.091	0.000
		26 0.045	0.056	69.783	0.000
		27 0.034	0.008	70.721	0.000
		28 0.039	0.061	71.966	0.000
		29 -0.006	-0.017	71.993	0.000
		30 0.019	0.011	72.283	0.000

Fonte: Elaboração própria. XRP corresponde à série de preços do Ripple.

Tabela A.2.4: Resultado Correlograma LTC

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.096	0.096	7.4286	0.006
		2 -0.020	-0.030	7.7651	0.021
		3 -0.029	-0.024	8.4443	0.038
		4 0.010	0.014	8.5183	0.074
		5 0.095	0.093	15.830	0.007
		6 0.019	0.000	16.119	0.013
		7 -0.039	-0.037	17.321	0.015
		8 0.001	0.014	17.322	0.027
		9 0.024	0.021	17.795	0.038
		10 -0.020	-0.035	18.108	0.053
		11 -0.003	0.002	18.113	0.079
		12 -0.000	0.007	18.114	0.112
		13 0.031	0.029	18.897	0.126
		14 0.050	0.040	20.977	0.102
		15 0.052	0.051	23.200	0.080
		16 0.043	0.040	24.747	0.074
		17 -0.028	-0.036	25.401	0.086
		18 -0.100	-0.099	33.551	0.014
		19 0.005	0.018	33.575	0.021
		20 -0.043	-0.061	35.077	0.020
		21 0.048	0.049	36.989	0.017
		22 -0.007	-0.010	37.031	0.023
		23 0.058	0.086	39.810	0.016
		24 0.039	0.027	41.043	0.016
		25 0.006	0.006	41.076	0.023
		26 -0.013	-0.015	41.225	0.029
		27 0.026	0.026	41.782	0.035
		28 0.024	-0.005	42.246	0.041
		29 0.002	-0.014	42.249	0.053
		30 0.020	0.019	42.592	0.064

Fonte: Elaboração própria. Nota: LTC corresponde à série de preços da Litecoin.

Tabela A.2.5: Resultado Correlograma EUR

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.040	-0.040	1.2883	0.256
		2 0.034	0.033	2.2333	0.327
		3 -0.067	-0.065	5.8753	0.118
		4 0.007	0.001	5.9168	0.205
		5 -0.021	-0.017	6.2848	0.279
		6 0.008	0.002	6.3338	0.387
		7 0.033	0.036	7.2409	0.404
		8 -0.011	-0.011	7.3364	0.501
		9 -0.041	-0.043	8.6789	0.467
		10 0.024	0.026	9.1648	0.517
		11 -0.011	-0.009	9.2706	0.597
		12 -0.017	-0.024	9.5073	0.659
		13 -0.043	-0.041	10.995	0.611
		14 -0.005	-0.011	11.017	0.685
		15 -0.031	-0.030	11.802	0.694
		16 0.031	0.026	12.575	0.704
		17 -0.024	-0.025	13.066	0.732
		18 -0.048	-0.058	14.966	0.664
		19 -0.035	-0.031	15.981	0.659
		20 -0.018	-0.021	16.253	0.701
		21 0.001	-0.006	16.254	0.755
		22 0.040	0.036	17.606	0.729
		23 0.009	0.006	17.674	0.775
		24 0.008	0.004	17.728	0.816
		25 -0.045	-0.036	19.423	0.776
		26 -0.002	-0.010	19.426	0.818
		27 0.033	0.034	20.357	0.815
		28 -0.001	-0.005	20.358	0.851
		29 0.019	0.013	20.660	0.871
		30 -0.015	-0.016	20.852	0.892

Fonte: Elaboração própria. Nota: EUR corresponde à série de preços do euro.

Tabela A.2.6: Resultado Correlograma GBP

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.043	-0.043	1.5105	0.219
		2 0.072	0.070	5.6618	0.059
		3 -0.025	-0.019	6.1713	0.104
		4 -0.087	-0.094	12.223	0.016
		5 0.039	0.036	13.460	0.019
		6 -0.105	-0.091	22.305	0.001
		7 0.056	0.040	24.817	0.001
		8 -0.016	-0.005	25.016	0.002
		9 0.042	0.036	26.423	0.002
		10 0.009	-0.003	26.482	0.003
		11 -0.025	-0.016	26.975	0.005
		12 0.041	0.028	28.344	0.005
		13 -0.072	-0.053	32.591	0.002
		14 0.042	0.027	34.002	0.002
		15 -0.107	-0.094	43.340	0.000
		16 0.046	0.039	45.054	0.000
		17 -0.055	-0.057	47.559	0.000
		18 -0.017	-0.013	47.800	0.000
		19 0.024	-0.002	48.256	0.000
		20 -0.040	-0.015	49.587	0.000
		21 0.044	0.006	51.151	0.000
		22 0.028	0.054	51.780	0.000
		23 0.025	0.012	52.283	0.000
		24 -0.021	-0.026	52.631	0.001
		25 0.014	0.026	52.798	0.001
		26 0.019	0.017	53.107	0.001
		27 -0.024	-0.007	53.578	0.002
		28 -0.030	-0.052	54.328	0.002
		29 0.002	0.024	54.331	0.003
		30 -0.004	-0.022	54.342	0.004

Fonte: Elaboração própria. Nota: GBP corresponde à série de preços da libra esterlina.

Tabela A.2.7: Resultado Correlograma JPY

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.002	-0.002	0.0023	0.962
		2 0.024	0.024	0.4836	0.785
		3 -0.016	-0.016	0.6832	0.877
		4 0.012	0.011	0.7958	0.939
		5 -0.058	-0.057	3.4887	0.625
		6 0.013	0.012	3.6207	0.728
		7 0.065	0.068	7.0369	0.425
		8 -0.031	-0.034	7.8157	0.452
		9 -0.040	-0.042	9.1119	0.427
		10 0.035	0.036	10.125	0.430
		11 0.016	0.017	10.322	0.502
		12 -0.039	-0.034	11.548	0.483
		13 -0.029	-0.034	12.229	0.509
		14 -0.054	-0.061	14.569	0.408
		15 -0.006	0.004	14.597	0.481
		16 -0.005	0.003	14.620	0.553
		17 -0.005	-0.019	14.642	0.621
		18 0.018	0.015	14.909	0.668
		19 0.038	0.043	16.107	0.650
		20 0.001	0.003	16.108	0.710
		21 0.008	0.008	16.158	0.761
		22 -0.025	-0.030	16.685	0.780
		23 0.024	0.024	17.147	0.802
		24 0.002	0.014	17.150	0.842
		25 -0.003	-0.011	17.158	0.876
		26 0.015	0.006	17.337	0.899
		27 -0.041	-0.044	18.737	0.879
		28 -0.051	-0.051	20.879	0.830
		29 -0.023	-0.020	21.313	0.847
		30 0.038	0.034	22.529	0.834





























































Fonte: Elaboração própria. Nota: JPY corresponde à série de preços do yen japonês.

Tabela A.2.8: Resultado Correlograma KRW

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.042	-0.042	1.4455	0.229
		2 -0.019	-0.021	1.7463	0.418
		3 -0.060	-0.062	4.6371	0.200
		4 0.007	0.002	4.6801	0.322
		5 0.018	0.016	4.9337	0.424
		6 -0.061	-0.063	7.9385	0.243
		7 -0.024	-0.028	8.3873	0.300
		8 0.006	0.003	8.4191	0.394
		9 0.032	0.024	9.2431	0.415
		10 -0.026	-0.026	9.7768	0.460
		11 0.023	0.025	10.221	0.511
		12 0.015	0.016	10.399	0.581
		13 0.018	0.013	10.652	0.640
		14 -0.111	-0.108	20.766	0.108
		15 0.012	0.010	20.885	0.141
		16 0.016	0.012	21.097	0.175
		17 -0.071	-0.084	25.234	0.090
		18 -0.005	-0.008	25.253	0.118
		19 -0.030	-0.025	25.997	0.130
		20 0.012	-0.016	26.119	0.162
		21 0.054	0.048	28.540	0.125
		22 0.037	0.044	29.669	0.127
		23 -0.023	-0.021	30.116	0.146
		24 0.027	0.024	30.740	0.161
		25 0.000	0.009	30.740	0.198
		26 0.018	0.022	31.023	0.227
		27 -0.041	-0.033	32.393	0.218
		28 -0.009	-0.011	32.456	0.256
		29 -0.010	-0.008	32.544	0.297
		30 -0.120	-0.127	44.518	0.043





























































Fonte: Elaboração própria. Nota: KRW corresponde à série de preços do won coreano.

Tabela A.2.9: Resultado Correlograma CVBTC

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	0.929	0.929	693.07	0.000
		2	0.844	-0.137	1266.2	0.000
		3	0.772	0.054	1745.8	0.000
		4	0.704	-0.024	2145.6	0.000
		5	0.637	-0.034	2473.0	0.000
		6	0.580	0.040	2745.0	0.000
		7	0.524	-0.044	2967.4	0.000
		8	0.471	-0.010	3146.8	0.000
		9	0.426	0.030	3293.8	0.000
		10	0.387	-0.001	3415.4	0.000
		11	0.356	0.037	3518.2	0.000
		12	0.329	0.001	3606.1	0.000
		13	0.305	0.006	3681.7	0.000
		14	0.285	0.021	3747.9	0.000
		15	0.257	-0.079	3802.0	0.000
		16	0.237	0.063	3847.9	0.000
		17	0.221	-0.007	3887.8	0.000
		18	0.203	-0.018	3921.5	0.000
		19	0.188	0.027	3950.4	0.000
		20	0.178	0.015	3976.5	0.000
		21	0.168	-0.003	3999.8	0.000
		22	0.152	-0.039	4019.0	0.000
		23	0.132	-0.043	4033.4	0.000
		24	0.110	-0.018	4043.3	0.000
		25	0.089	-0.009	4049.8	0.000
		26	0.069	-0.005	4053.8	0.000
		27	0.052	-0.000	4056.1	0.000
		28	0.043	0.043	4057.6	0.000
		29	0.038	0.023	4058.8	0.000
		30	0.038	0.016	4060.0	0.000















































Fonte: Elaboração própria. Nota: CVBTC corresponde à série de volatilidades da Bitcoin.

Tabela A.2.10: Resultado Correlograma CVETH

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	0.871	0.871	608.70	0.000
		2	0.782	0.100	1100.7	0.000
		3	0.637	-0.262	1427.6	0.000
		4	0.534	0.031	1657.2	0.000
		5	0.419	-0.039	1798.7	0.000
		6	0.334	-0.001	1889.1	0.000
		7	0.260	0.022	1944.0	0.000
		8	0.202	-0.015	1977.2	0.000
		9	0.152	-0.015	1995.9	0.000
		10	0.116	0.019	2006.9	0.000
		11	0.081	-0.029	2012.2	0.000
		12	0.057	0.002	2014.8	0.000
		13	0.042	0.034	2016.3	0.000
		14	0.037	0.017	2017.4	0.000
		15	0.032	-0.012	2018.2	0.000
		16	0.030	0.004	2019.0	0.000
		17	0.020	-0.038	2019.3	0.000
		18	0.011	-0.016	2019.4	0.000
		19	0.001	0.013	2019.4	0.000
		20	-0.010	-0.020	2019.5	0.000
		21	-0.020	-0.007	2019.8	0.000
		22	-0.026	0.014	2020.4	0.000
		23	-0.028	0.003	2021.1	0.000
		24	-0.029	-0.001	2021.7	0.000
		25	-0.019	0.042	2022.0	0.000
		26	-0.012	-0.008	2022.2	0.000
		27	-0.008	-0.026	2022.2	0.000
		28	-0.009	-0.009	2022.3	0.000
		29	-0.007	0.006	2022.3	0.000
		30	-0.014	-0.030	2022.5	0.000















































Fonte: Elaboração própria. Nota: CVETH corresponde à série de volatilidades do Ethereum.

Tabela A.2.11: Resultado Correlograma CVXRP

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	0.775	0.775	482.53	0.000
		2	0.500	-0.254	683.26	0.000
		3	0.294	0.013	752.80	0.000
		4	0.179	0.042	778.72	0.000
		5	0.128	0.026	791.96	0.000
		6	0.112	0.029	802.09	0.000
		7	0.127	0.070	815.15	0.000
		8	0.124	-0.033	827.54	0.000
		9	0.088	-0.040	833.82	0.000
		10	0.048	0.004	835.70	0.000
		11	0.029	0.025	836.40	0.000
		12	0.028	0.008	837.05	0.000
		13	0.031	-0.000	837.82	0.000
		14	0.043	0.030	839.34	0.000
		15	0.030	-0.061	840.08	0.000
		16	0.022	0.037	840.47	0.000
		17	0.008	-0.020	840.53	0.000
		18	0.004	0.015	840.54	0.000
		19	0.002	-0.010	840.54	0.000
		20	-0.001	-0.005	840.54	0.000
		21	0.003	0.009	840.55	0.000
		22	0.005	-0.002	840.57	0.000
		23	0.010	0.017	840.66	0.000
		24	0.027	0.035	841.25	0.000
		25	0.041	0.003	842.65	0.000
		26	0.036	-0.028	843.74	0.000
		27	0.028	0.018	844.39	0.000
		28	0.033	0.029	845.30	0.000
		29	0.048	0.029	847.23	0.000
		30	0.065	0.016	850.75	0.000

Fonte: Elaboração própria. Nota: CVXRP corresponde à série de volatilidades do Ripple.



















































Tabela A.2.12: Resultado Correlograma CVLTC

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	0.928	0.928	691.61	0.000
		2	0.847	-0.104	1268.2	0.000
		3	0.770	-0.006	1745.9	0.000
		4	0.702	0.009	2142.7	0.000
		5	0.647	0.058	2480.9	0.000
		6	0.587	-0.087	2759.3	0.000
		7	0.534	0.029	2989.9	0.000
		8	0.489	0.025	3183.9	0.000
		9	0.454	0.037	3351.0	0.000
		10	0.427	0.021	3498.8	0.000
		11	0.399	-0.012	3627.9	0.000
		12	0.365	-0.053	3736.2	0.000
		13	0.334	0.018	3827.3	0.000
		14	0.304	-0.017	3903.0	0.000
		15	0.278	0.004	3966.2	0.000
		16	0.253	-0.010	4018.6	0.000
		17	0.231	0.017	4062.2	0.000
		18	0.212	0.009	4099.1	0.000
		19	0.194	-0.011	4130.2	0.000
		20	0.181	0.017	4157.0	0.000
		21	0.166	-0.019	4179.7	0.000
		22	0.148	-0.029	4197.8	0.000
		23	0.131	-0.002	4211.9	0.000
		24	0.113	-0.007	4222.5	0.000
		25	0.101	0.023	4231.0	0.000
		26	0.094	0.021	4238.3	0.000
		27	0.091	0.025	4245.2	0.000
		28	0.086	-0.019	4251.4	0.000
		29	0.081	-0.004	4256.8	0.000
		30	0.076	0.004	4261.6	0.000

Fonte: Elaboração própria. Nota: CVLTC corresponde à série de volatilidades da Litecoin.





















































Tabela A.2.13: Resultado Correlograma CVEUR

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	0.992	0.992	790.49	0.000
		2	0.984	-0.015	1569.3	0.000
		3	0.977	0.019	2337.0	0.000
		4	0.969	0.029	3094.5	0.000
		5	0.963	0.024	3842.6	0.000
		6	0.956	-0.014	4580.9	0.000
		7	0.949	-0.028	5308.9	0.000
		8	0.941	-0.032	6026.0	0.000
		9	0.934	0.028	6733.0	0.000
		10	0.927	0.030	7430.7	0.000
		11	0.920	0.006	8119.7	0.000
		12	0.914	-0.013	8799.5	0.000
		13	0.905	-0.109	9467.8	0.000
		14	0.898	0.040	10125.	0.000
		15	0.890	-0.013	10773.	0.000
		16	0.882	-0.009	11409.	0.000
		17	0.875	0.039	12037.	0.000
		18	0.868	-0.013	12654.	0.000
		19	0.860	-0.020	13262.	0.000
		20	0.853	0.032	13861.	0.000
		21	0.846	0.016	14450.	0.000
		22	0.840	0.019	15032.	0.000
		23	0.834	0.040	15607.	0.000
		24	0.828	-0.014	16175.	0.000
		25	0.822	-0.010	16734.	0.000
		26	0.815	-0.045	17286.	0.000
		27	0.808	-0.012	17828.	0.000
		28	0.802	0.010	18362.	0.000
		29	0.796	0.029	18889.	0.000
		30	0.790	-0.023	19409.	0.000





















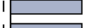







































Fonte: Elaboração própria. Nota: CVEUR corresponde à série de volatilidades do euro.

Tabela A.2.14: Resultado Correlograma CVGBP

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	0.770	0.770	476.42	0.000
		2	0.638	0.109	803.50	0.000
		3	0.479	-0.108	987.84	0.000
		4	0.373	0.012	1099.9	0.000
		5	0.280	-0.008	1162.9	0.000
		6	0.211	-0.006	1198.8	0.000
		7	0.157	0.001	1218.7	0.000
		8	0.124	0.017	1231.2	0.000
		9	0.110	0.034	1241.0	0.000
		10	0.086	-0.027	1247.0	0.000
		11	0.069	-0.005	1250.9	0.000
		12	0.070	0.044	1254.9	0.000
		13	0.069	0.007	1258.7	0.000
		14	0.069	0.005	1262.7	0.000
		15	0.082	0.042	1268.1	0.000
		16	0.063	-0.052	1271.4	0.000
		17	0.051	-0.012	1273.5	0.000
		18	0.039	0.010	1274.8	0.000
		19	0.029	-0.004	1275.5	0.000
		20	0.024	0.010	1275.9	0.000
		21	0.023	0.007	1276.4	0.000
		22	0.008	-0.035	1276.4	0.000
		23	-0.003	-0.009	1276.4	0.000
		24	-0.008	0.005	1276.5	0.000
		25	-0.011	0.003	1276.6	0.000
		26	-0.010	0.007	1276.7	0.000
		27	-0.009	-0.003	1276.7	0.000
		28	-0.008	-0.003	1276.8	0.000
		29	-0.003	0.008	1276.8	0.000
		30	0.003	0.006	1276.8	0.000





























































Fonte: Elaboração própria. Nota: CVGBP corresponde à série de volatilidades da libra esterlina.

Tabela A.2.15: Resultado Correlograma CVJPY

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.983	0.983	775.28	0.000
		2 0.965	-0.022	1523.5	0.000
		3 0.949	0.064	2249.1	0.000
		4 0.933	-0.035	2950.9	0.000
		5 0.919	0.052	3632.1	0.000
		6 0.905	-0.006	4293.5	0.000
		7 0.891	0.016	4935.9	0.000
		8 0.876	-0.058	5557.3	0.000
		9 0.862	0.037	6159.8	0.000
		10 0.849	0.022	6745.6	0.000
		11 0.837	0.021	7315.6	0.000
		12 0.826	0.016	7871.2	0.000
		13 0.816	0.031	8414.1	0.000
		14 0.807	0.023	8945.5	0.000
		15 0.798	0.001	9465.3	0.000
		16 0.785	-0.089	9970.0	0.000
		17 0.773	-0.014	10459.	0.000
		18 0.761	0.014	10934.	0.000
		19 0.747	-0.072	11392.	0.000
		20 0.732	-0.019	11834.	0.000
		21 0.719	-0.004	12259.	0.000
		22 0.706	0.038	12670.	0.000
		23 0.693	-0.012	13067.	0.000
		24 0.681	0.036	13451.	0.000
		25 0.672	0.035	13824.	0.000
		26 0.662	0.023	14188.	0.000
		27 0.655	0.039	14544.	0.000
		28 0.647	-0.025	14892.	0.000
		29 0.640	0.029	15232.	0.000
		30 0.635	0.051	15567.	0.000

Fonte: Elaboração própria. Nota: CVJPY corresponde à série de volatilidades do yen japonês.

Tabela A.2.16: Resultado Correlograma CVKRW

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.680	0.680	371.41	0.000
		2 0.459	-0.007	540.82	0.000
		3 0.295	-0.027	610.93	0.000
		4 0.193	0.008	641.09	0.000
		5 0.161	0.065	662.11	0.000
		6 0.097	-0.063	669.75	0.000
		7 0.035	-0.044	670.73	0.000
		8 -0.009	-0.016	670.80	0.000
		9 -0.020	0.019	671.13	0.000
		10 0.003	0.040	671.14	0.000
		11 0.051	0.070	673.28	0.000
		12 0.074	0.013	677.73	0.000
		13 0.060	-0.027	680.70	0.000
		14 0.025	-0.041	681.19	0.000
		15 0.009	0.007	681.27	0.000
		16 0.012	0.010	681.39	0.000
		17 0.030	0.027	682.15	0.000
		18 0.039	0.013	683.42	0.000
		19 0.023	-0.015	683.85	0.000
		20 0.016	0.012	684.05	0.000
		21 0.007	-0.007	684.10	0.000
		22 0.009	-0.003	684.17	0.000
		23 0.028	0.025	684.81	0.000
		24 0.063	0.058	688.05	0.000
		25 0.077	0.017	693.02	0.000
		26 0.060	-0.024	696.04	0.000
		27 0.041	-0.005	697.45	0.000
		28 0.030	-0.000	698.21	0.000
		29 0.044	0.027	699.82	0.000
		30 0.055	0.012	702.29	0.000

Fonte: Elaboração própria. Nota: CVKRW corresponde à série de volatilidades do won coreano.

## Anexo 3: Estrutura de Desfasamento

Tabela A.3.1: Estrutura de Desfasamentos - Séries de Preços

Lag	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	16854.57	NA	4.62e-29	-42.54184	-42.49463*	-42.52370*
1	16975.35	238.8200	4.00e-29	-42.68523	-42.26027	-42.52191
2	17053.69	153.3194	3.86e-29*	-42.72145*	-41.91875	-42.41294
3	17097.56	84.96905*	4.06e-29	-42.67061	-41.49017	-42.21693
4	17127.11	56.62379	4.43e-29	-42.58360	-41.02541	-41.98473
5	17160.16	62.68140	4.79e-29	-42.50545	-40.56952	-41.76140
6	17203.53	81.37750	5.05e-29	-42.45336	-40.13969	-41.56413
7	17247.22	81.09073	5.32e-29	-42.40207	-39.71066	-41.36766
8	17286.29	71.72155	5.67e-29	-42.33911	-39.26995	-41.15952

Fonte: Elaboração própria. Nota: LR: sequential modified LR test statistic; FPE: Final prediction error; AIC: Akaike information criterion; SC: Schwarz information criterion; HQ: Hannan-Quinn information criterion

Tabela A.3.2: Estrutura de Desfasamentos - Séries de Volatilidades

Lag	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	43046.81	NA	8.70e-58	-108.6839	-108.6366	-108.6657
1	49071.52	11912.50	2.53e-64	-123.7362	-123.3112*	-123.5728
2	49226.46	303.2266	2.01e-64	-123.9658	-123.1631	-123.6573
3	49455.83	444.2612	1.32e-64*	-124.3834*	-123.2030	-123.9297*
4	49491.20	67.79432	1.42e-64	-124.3111	-122.7529	-123.7122
5	49540.01	92.55978	1.48e-64	-124.2727	-122.3368	-123.5287
6	49596.26	105.5420	1.51e-64	-124.2532	-121.9395	-123.3639
7	49650.68	101.0120	1.55e-64	-124.2290	-121.5376	-123.1946
8	49717.64	122.9330*	1.54e-64	-124.2365	-121.1673	-123.0569

Fonte: Elaboração própria. Nota: LR: sequential modified LR test statistic; FPE: Final prediction error; AIC: Akaike information criterion; SC: Schwarz information criterion; HQ: Hannan-Quinn information criterion

## Anexo 4: Resultados Estimacões VEC

Tabela A.4.1: Estimacões VEC - Séries de Preços

Error Correction:	D(BTC)	D(ETH)	D(XRP)	D(LTC)	D(EUR)	D(GBP)	D(JPY)	D(KRW)
CointEq1	-1.059861 (0.05613) [-18.8835]	-0.309515 (0.10080) [-3.07065]	-0.804775 (0.11874) [-6.77768]	-0.380282 (0.09146) [-4.15787]	-0.005147 (0.00634) [-0.81246]	-0.002294 (0.00802) [-0.28598]	-0.009736 (0.00826) [-1.17912]	-0.004403 (0.00737) [-0.59728]
CointEq2	-0.016771 (0.02777) [-0.60385]	-0.929161 (0.04988) [-18.6283]	0.047725 (0.05876) [0.81225]	-0.021618 (0.04526) [-0.47766]	0.001505 (0.00313) [0.47995]	-0.001553 (0.00397) [-0.39117]	0.005408 (0.00409) [1.32367]	0.001984 (0.00365) [0.54383]
CointEq3	0.058679 (0.01887) [3.11001]	0.075640 (0.03388) [2.23227]	-0.566550 (0.03992) [-14.1935]	0.303917 (0.03075) [9.88475]	0.001726 (0.00213) [0.81064]	-0.006136 (0.00270) [-2.27563]	0.011091 (0.00278) [3.99592]	-0.000579 (0.00248) [-0.23353]
CointEq4	0.001763 (0.03301) [0.05341]	0.122033 (0.05929) [2.05822]	0.935813 (0.06984) [13.3987]	-0.533127 (0.05380) [-9.90977]	0.000157 (0.00373) [0.04209]	-0.002739 (0.00472) [-0.58060]	0.010253 (0.00486) [2.11099]	0.002777 (0.00434) [0.64042]
CointEq5	0.360108 (0.56954) [0.63228]	0.404180 (1.02284) [0.39515]	-0.161243 (1.20490) [-0.13382]	-0.049255 (0.92810) [-0.05307]	-0.984887 (0.06429) [-15.3201]	0.022249 (0.08139) [0.27335]	0.087093 (0.08379) [1.03946]	-0.007584 (0.07480) [-0.10139]
CointEq6	-0.367212 (0.39411) [-0.93176]	-0.354039 (0.70778) [-0.50021]	-0.339707 (0.83376) [-0.40744]	-1.081517 (0.64221) [-1.68404]	0.018188 (0.04448) [0.40885]	-0.927776 (0.05632) [-16.4732]	-0.104668 (0.05798) [-1.80532]	-0.061966 (0.05176) [-1.19723]
CointEq7	-0.524470 (0.38107) [-1.37629]	-0.419629 (0.68438) [-0.61316]	2.164700 (0.80619) [2.68510]	1.062521 (0.62098) [1.71104]	-0.044914 (0.04301) [-1.04418]	-0.097467 (0.05446) [-1.78977]	-0.974661 (0.05606) [-17.3858]	0.068666 (0.05005) [1.37204]
D(BTC(-1))	0.094655*** (0.04115) [2.30020]	0.180902*** (0.07390) [2.44783]	0.579333*** (0.08706) [6.65461]	0.210032*** (0.06706) [3.13212]	0.002384 (0.00464) [0.51316]	-0.003570 (0.00588) [-0.60714]	0.007452 (0.00605) [1.23092]	-0.005079 (0.00540) [-0.93980]
D(ETH(-1))	-0.020324 (0.02067) [-0.98309]	0.026909 (0.03713) [0.72478]	0.006705 (0.04374) [0.15331]	0.016416 (0.03369) [0.48730]	-0.001029 (0.00233) [-0.44112]	-0.000850 (0.00295) [-0.28769]	-0.004625 (0.00304) [-1.52085]	-0.000355 (0.00272) [-0.13090]
D(XRP(-1))	-0.075121*** (0.01587) [-4.73310]	-0.053793 (0.02850) [-1.88723]	-0.254251*** (0.03358) [-7.57219]	-0.130352*** (0.02586) [-5.04007]	-0.000694 (0.00179) [-0.38750]	0.002726 (0.00227) [1.20166]	-0.005657*** (0.00233) [-2.42281]	0.001811 (0.00208) [0.86891]

D(LTC(-1))	0.002490 (0.02684) [ 0.09277]	-0.064538 (0.04821) [-1.33872]	-0.660276*** (0.05679) [-11.6268]	-0.175944*** (0.04374) [-4.02224]	-0.000637 (0.00303) [-0.21016]	0.001295 (0.00384) [ 0.33748]	-0.003072 (0.00395) [-0.77790]	-0.001458 (0.00353) [-0.41348]
D(EUR(-1))	-0.219987 (0.39696) [-0.55418]	0.247561 (0.71290) [ 0.34726]	0.323944 (0.83979) [ 0.38574]	0.179207 (0.64686) [ 0.27704]	-0.045765 (0.04481) [-1.02139]	-0.019470 (0.05673) [-0.34321]	-0.125891*** (0.05840) [-2.15577]	-0.007229 (0.05213) [-0.13867]
D(GBP(-1))	0.046775 (0.26949) [ 0.17357]	0.055743 (0.48398) [ 0.11518]	0.533676 (0.57013) [ 0.93606]	0.358283 (0.43915) [ 0.81586]	-0.020581 (0.03042) [-0.67660]	-0.087163*** (0.03851) [-2.26326]	0.111482*** (0.03965) [ 2.81198]	0.042085 (0.03539) [ 1.18909]
D(JPY(-1))	0.179359 (0.27522) [ 0.65169]	0.212407 (0.49427) [ 0.42974]	-1.458729*** (0.58225) [-2.50534]	-0.769375 (0.44849) [-1.71550]	0.036716 (0.03107) [ 1.18190]	0.124411*** (0.03933) [ 3.16321]	0.000116 (0.04049) [ 0.00287]	-0.044729 (0.03614) [-1.23751]
D(KRW(-1))	0.265450 (0.29874) [ 0.88856]	0.470376 (0.53651) [ 0.87673]	-0.082379 (0.63201) [-0.13035]	0.439889 (0.48681) [ 0.90361]	-0.002724 (0.03372) [-0.08079]	0.039060 (0.04269) [ 0.91491]	-0.045693 (0.04395) [-1.03970]	0.012847 (0.03923) [ 0.32746]
C	0.000113 (0.00140) [ 0.08091]	-0.000504 (0.00251) [-0.20082]	-8.12E-05 (0.00296) [-0.02744]	-4.18E-05 (0.00228) [-0.01836]	-8.17E-06 (0.00016) [-0.05179]	-4.48E-06 (0.00020) [-0.02240]	-1.48E-07 (0.00021) [-0.00072]	2.54E-05 (0.00018) [ 0.13839]
R-squared	0.515910	0.471814	0.460207	0.353604	0.582770	0.601639	0.523324	0.531913
Adj. R-squared	0.506624	0.461682	0.449853	0.341205	0.574767	0.593997	0.514181	0.522935
Sum sq. resids	1.219731	3.933984	5.459059	3.238905	0.015540	0.024910	0.026397	0.021037
S.E. equation	0.039494	0.070927	0.083552	0.064357	0.004458	0.005644	0.005810	0.005187
F-statistic	55.56013	46.56921	44.44690	28.51899	72.81769	78.73608	57.23526	59.24207
Log likelihood	1454.595	987.3570	856.6351	1064.929	3195.409	3007.156	2984.012	3074.568
Akaike AIC	-3.605501	-2.434479	-2.106855	-2.628896	-7.968443	-7.496633	-7.438626	-7.665583
Schwarz SC	-3.511624	-2.340602	-2.012978	-2.535019	-7.874566	-7.402756	-7.344749	-7.571706
Mean dependent	0.000111	-0.000495	-3.72E-05	-2.46E-05	-8.61E-06	-5.41E-06	-8.32E-07	2.55E-05
S.D. dependent	0.056226	0.096670	0.112646	0.079290	0.006836	0.008858	0.008336	0.007509

Fonte: Elaboração própria. Nota: BTC representa as séries de preços da Bitcoin, da mesma forma que ETH, XRP, LTC, EUR, GBP, JPY e KRW representam as séries de preços do Ethereum, do Ripple, da Litecoin, do euro, da libra esterlina, do yen japonês e do won coreano, respetivamente.

Tabela A.4.2: Estimação VEC - Séries de Volatilidades

Error Correction:	D(CVBTC)	D(CVETH)	D(CVXRP)	D(CVLTC)	D(CVEUR)	D(CVGBP)	D(CVJPY)	D(CVKRW)
CointEq1	-0.072452 (0.01695) [-4.27366]	0.094316 (0.07038) [ 1.34017]	-0.327871 (0.33959) [-0.96549]	0.171437 (0.02987) [ 5.74031]	2.41E-06 (1.5E-05) [ 0.16302]	-0.000294 (0.00085) [-0.34695]	2.97E-05 (6.3E-05) [ 0.47432]	5.21E-05 (5.7E-05) [ 0.91016]

CointEq2	0.016810 (0.00447) [ 3.75884]	-0.165755 (0.01856) [-8.92860]	0.044396 (0.08958) [ 0.49560]	-0.000919 (0.00788) [-0.11664]	8.49E-06 (3.9E-06) [ 2.17815]	0.000446 (0.00022) [ 1.99608]	3.23E-05 (1.7E-05) [ 1.95746]	1.13E-05 (1.5E-05) [ 0.75049]
CointEq3	-0.001253 (0.00134) [-0.93698]	-0.003479 (0.00555) [-0.62655]	-0.327568 (0.02679) [-12.2264]	0.001788 (0.00236) [ 0.75869]	-6.64E-07 (1.2E-06) [-0.56934]	-6.81E-05 (6.7E-05) [-1.01952]	-2.40E-06 (4.9E-06) [-0.48662]	4.89E-07 (4.5E-06) [ 0.10832]
CointEq4	0.035283 (0.01182) [ 2.98419]	0.082185 (0.04908) [ 1.67452]	0.991047 (0.23683) [ 4.18462]	-0.110689 (0.02083) [-5.31439]	-4.74E-06 (1.0E-05) [-0.45933]	0.000250 (0.00059) [ 0.42419]	-2.81E-05 (4.4E-05) [-0.64342]	-6.14E-05 (4.0E-05) [-1.53787]
CointEq5	-0.783204 (1.14091) [-0.68647]	21.69067 (4.73610) [ 4.57986]	-43.89769 (22.8536) [-1.92082]	-4.536614 (2.00986) [-2.25717]	-0.004417 (0.00099) [-4.44066]	-0.340309 (0.05698) [-5.97253]	-0.020742 (0.00421) [-4.92307]	0.025623 (0.00385) [ 6.65515]
D(CVBTC(-1))	0.132581*** (0.03800) [ 3.48874]	0.224464 (0.15776) [ 1.42286]	0.583717 (0.76123) [ 0.76680]	-0.053080 (0.06695) [-0.79287]	-1.37E-05 (3.3E-05) [-0.41487]	-0.000469 (0.00190) [-0.24715]	4.20E-05 (0.00014) [ 0.29961]	-0.000127 (0.00013) [-0.98818]
D(CVBTC(-2))	-0.058573 (0.03798) [-1.54222]	-0.081007 (0.15766) [-0.51381]	-4.927050*** (0.76077) [-6.47639]	-0.131072*** (0.06691) [-1.95905]	-3.81E-05 (3.3E-05) [-1.15125]	-0.001361 (0.00190) [-0.71772]	-9.95E-05 (0.00014) [-0.70976]	7.03E-08 (0.00013) [ 0.00055]
D(CVBTC(-3))	0.050364 (0.03901) [ 1.29108]	-0.020204 (0.16193) [-0.12477]	-0.487561 (0.78140) [-0.62396]	0.157790*** (0.06872) [ 2.29612]	-1.20E-05 (3.4E-05) [-0.35227]	0.001996 (0.00195) [ 1.02472]	-8.92E-05 (0.00014) [-0.61903]	-6.41E-05 (0.00013) [-0.48691]
D(CVETH(-1))	-0.016121 (0.00839) [-1.92120]	0.025373 (0.03483) [ 0.72841]	-0.218443 (0.16808) [-1.29961]	-0.004042 (0.01478) [-0.27341]	1.56E-06 (7.3E-06) [ 0.21315]	-0.000518 (0.00042) [-1.23533]	-1.06E-05 (3.1E-05) [-0.34066]	-6.78E-06 (2.8E-05) [-0.23928]
D(CVETH(-2))	-0.010787 (0.00805) [-1.33934]	0.149678*** (0.03343) [ 4.47676]	-0.357186*** (0.16133) [-2.21394]	-0.004598 (0.01419) [-0.32404]	3.86E-06 (7.0E-06) [ 0.55007]	-0.000808*** (0.00040) [-2.00869]	-6.13E-05 (3.0E-05) [-2.06238]	-9.37E-07 (2.7E-05) [-0.03446]
D(CVETH(-3))	-0.004586 (0.00804) [-0.57037]	-0.033863 (0.03338) [-1.01449]	-0.068666 (0.16107) [-0.42632]	-0.008914 (0.01416) [-0.62929]	-9.80E-06 (7.0E-06) [-1.39845]	-0.001192*** (0.00040) [-2.96724]	-6.66E-05*** (3.0E-05) [-2.24198]	-2.57E-05 (2.7E-05) [-0.94810]
D(CVXRP(-1))	0.005689*** (0.00173) [ 3.29445]	0.009106 (0.00717) [ 1.27041]	0.225530*** (0.03459) [ 6.52050]	-0.002684 (0.00304) [-0.88243]	1.66E-07 (1.5E-06) [ 0.11034]	-0.000114 (8.6E-05) [-1.32558]	-4.38E-06 (6.4E-06) [-0.68657]	-1.10E-06 (5.8E-06) [-0.18848]
D(CVXRP(-2))	-0.000190	-0.001964	-0.021364	-0.004744	-1.17E-08	2.93E-05	-3.97E-07	-1.80E-07

	(0.00140)	(0.00581)	(0.02801)	(0.00246)	(1.2E-06)	(7.0E-05)	(5.2E-06)	(4.7E-06)
	[-0.13605]	[-0.33831]	[-0.76262]	[-1.92563]	[-0.00956]	[ 0.41923]	[-0.07687]	[-0.03805]
D(CVXRP(-3))	0.000907	-0.000487	0.032017	0.007030***	1.55E-07	-3.14E-06	1.05E-06	3.22E-07
	(0.00140)	(0.00579)	(0.02796)	(0.00246)	(1.2E-06)	(7.0E-05)	(5.2E-06)	(4.7E-06)
	[ 0.65008]	[-0.08413]	[ 1.14514]	[ 2.85901]	[ 0.12716]	[-0.04498]	[ 0.20302]	[ 0.06830]
D(CVLTC(-1))	-0.024175	-0.009585	-0.507373	0.105145***	1.96E-06	0.000259	-1.44E-05	4.26E-06
	(0.02115)	(0.08778)	(0.42359)	(0.03725)	(1.8E-05)	(0.00106)	(7.8E-05)	(7.1E-05)
	[-1.14323]	[-0.10919]	[-1.19779]	[ 2.82247]	[ 0.10643]	[ 0.24550]	[-0.18441]	[ 0.05973]
D(CVLTC(-2))	-0.051070***	-0.136177	9.429941***	0.028114	-1.36E-06	-0.000581	-3.02E-06	7.42E-05
	(0.02115)	(0.08780)	(0.42367)	(0.03726)	(1.8E-05)	(0.00106)	(7.8E-05)	(7.1E-05)
	[-2.41456]	[-1.55098]	[ 22.2576]	[ 0.75455]	[-0.07362]	[-0.55020]	[-0.03872]	[ 1.04010]
D(CVLTC(-3))	-0.094221***	-0.026114	0.078796	-0.018215	8.74E-06	0.004395***	0.000182	2.27E-05
	(0.02724)	(0.11307)	(0.54560)	(0.04798)	(2.4E-05)	(0.00136)	(0.00010)	(9.2E-05)
	[-3.45919]	[-0.23095]	[ 0.14442]	[-0.37962]	[ 0.36791]	[ 3.23064]	[ 1.80710]	[ 0.24683]
D(CVEUR(-1))	14.32080	-256.8931	-163.0611	74.55000	-0.010340	-0.975029	-0.094639	-0.166468
	(44.1715)	(183.364)	(884.804)	(77.8142)	(0.03851)	(2.20601)	(0.16312)	(0.14906)
	[ 0.32421]	[-1.40100]	[-0.18429]	[ 0.95805]	[-0.26849]	[-0.44199]	[-0.58018]	[-1.11679]
D(CVEUR(-2))	-12.50676	-184.6354	85.45708	-25.51202	-0.000327	-1.435743	0.148947	-0.190339
	(44.0872)	(183.013)	(883.115)	(77.6656)	(0.03844)	(2.20179)	(0.16281)	(0.14877)
	[-0.28368]	[-1.00886]	[ 0.09677]	[-0.32849]	[-0.00851]	[-0.65208]	[ 0.91487]	[-1.27938]
D(CVEUR(-3))	-13.19462	-2.937250	876.8642	-34.33642	-0.016351	0.180008	-0.001928	-0.066680
	(43.2684)	(179.614)	(866.713)	(76.2232)	(0.03773)	(2.16090)	(0.15978)	(0.14601)
	[-0.30495]	[-0.01635]	[ 1.01171]	[-0.45047]	[-0.43341]	[ 0.08330]	[-0.01207]	[-0.45668]
D(CVGBP(-1))	0.510477	2.215228	-10.16876	0.490098	-0.000579	-0.078675***	-0.000924	8.27E-05
	(0.79081)	(3.28278)	(15.8407)	(1.39312)	(0.00069)	(0.03949)	(0.00292)	(0.00267)
	[ 0.64551]	[ 0.67480]	[-0.64194]	[ 0.35180]	[-0.83947]	[-1.99207]	[-0.31651]	[ 0.03097]
D(CVGBP(-2))	-0.363240	3.548712	-1.614393	-0.315380	0.000620	0.111373	0.000540	0.002562
	(0.78771)	(3.26990)	(15.7786)	(1.38765)	(0.00069)	(0.03934)	(0.00291)	(0.00266)
	[-0.46114]	[ 1.08527]	[-0.10232]	[-0.22728]	[ 0.90311]	[ 2.83107]	[ 0.18562]	[ 0.96378]
D(CVGBP(-3))	-0.421555	-0.618991	3.124386	-0.558153	-0.000300	-0.029378	-0.001724	0.005317***
	(0.73317)	(3.04351)	(14.6862)	(1.29158)	(0.00064)	(0.03662)	(0.00271)	(0.00247)
	[-0.57498]	[-0.20338]	[ 0.21274]	[-0.43215]	[-0.46919]	[-0.80233]	[-0.63685]	[ 2.14916]
D(CVJPY(-1))	-7.358560	2.491336	54.93285	-6.343658	0.010914	0.635796	0.026543	-0.017422
	(11.2948)	(46.8868)	(226.248)	(19.8974)	(0.00985)	(0.56408)	(0.04171)	(0.03811)
	[-0.65150]	[ 0.05314]	[ 0.24280]	[-0.31882]	[ 1.10823]	[ 1.12713]	[ 0.63637]	[-0.45709]

D(CVJJPY(-2))	8.618586 (11.2238) [ 0.76788]	74.55092 (46.5921) [ 1.60008]	-0.173747 (224.826) [-0.00077]	6.999161 (19.7724) [ 0.35399]	0.001309 (0.00979) [ 0.13380]	0.053558 (0.56054) [ 0.09555]	-0.083010*** (0.04145) [-2.00275]	-0.014406 (0.03788) [-0.38035]
D(CVJJPY(-3))	3.244459 (11.1659) [ 0.29057]	53.45333 (46.3514) [ 1.15322]	-130.9320 (223.664) [-0.58540]	18.45633 (19.6702) [ 0.93829]	0.004602 (0.00974) [ 0.47268]	0.558707 (0.55764) [ 1.00191]	0.063058 (0.04123) [ 1.52929]	-0.040432 (0.03768) [-1.07306]
D(CVKRW(-1))	12.54321 (12.0119) [ 1.04423]	-115.0271*** (49.8635) [-2.30684]	33.15650 (240.612) [ 0.13780]	3.101582 (21.1606) [ 0.14657]	0.083750*** (0.01047) [ 7.99671]	4.843376*** (0.59990) [ 8.07369]	0.366266*** (0.04436) [ 8.25702]	0.080582*** (0.04053) [ 1.98796]
D(CVKRW(-2))	4.727611 (12.4886) [ 0.37855]	-58.85616 (51.8424) [-1.13529]	113.8403 (250.161) [ 0.45507]	-4.263418 (22.0004) [-0.19379]	0.005527 (0.01089) [ 0.50758]	-0.000750 (0.62370) [-0.00120]	0.023583 (0.04612) [ 0.51135]	0.002766 (0.04214) [ 0.06563]
D(CVKRW(-3))	5.959070 (11.6752) [ 0.51041]	-81.21043 (48.4656) [-1.67563]	70.55481 (233.866) [ 0.30169]	4.055535 (20.5674) [ 0.19718]	-0.006749 (0.01018) [-0.66305]	0.257652 (0.58308) [ 0.44188]	0.041473 (0.04311) [ 0.96193]	0.024777 (0.03940) [ 0.62887]
C	4.18E-06 (2.9E-05) [ 0.14621]	-7.78E-05 (0.00012) [-0.65499]	-2.25E-05 (0.00057) [-0.03920]	3.16E-06 (5.0E-05) [ 0.06267]	-1.20E-08 (2.5E-08) [-0.48262]	-6.95E-09 (1.4E-06) [-0.00487]	7.23E-09 (1.1E-07) [ 0.06847]	-2.91E-08 (9.7E-08) [-0.30198]
R-squared	0.073777	0.136823	0.550201	0.097852	0.188782	0.308450	0.208445	0.202161
Adj. R-squared	0.038711	0.104144	0.533172	0.063698	0.158070	0.282269	0.178477	0.171955
Sum sq. resids	0.000496	0.008555	0.199189	0.001541	3.77E-10	1.24E-06	6.77E-09	5.65E-09
S.E. equation	0.000805	0.003342	0.016126	0.001418	7.02E-07	4.02E-05	2.97E-06	2.72E-06
F-statistic	2.103954	4.186881	32.30979	2.864996	6.146873	11.78127	6.955703	6.692857
Log likelihood	4557.018	3423.999	2171.178	4106.288	10164.72	6942.548	9015.699	9087.448
Akaike AIC	-11.37442	-8.527635	-5.379845	-10.24193	-25.46412	-17.36821	-22.57713	-22.75741
Schwarz SC	-11.19805	-8.351268	-5.203478	-10.06556	-25.28775	-17.19184	-22.40077	-22.58104
Mean dependent	5.69E-06	-6.75E-05	2.28E-05	4.23E-06	-1.48E-08	5.22E-09	-2.83E-09	-2.52E-08
S.D. dependent	0.000821	0.003531	0.023602	0.001466	7.65E-07	4.75E-05	3.28E-06	2.99E-06

Fonte: Elaboração própria. Nota: CVBTC representa as séries de volatilidades da Bitcoin, da mesma forma que CVETH, CVXRP, CVLTC, CVEUR, CVGBP, CVJPY e CVKRW representam as séries de volatilidades do Ethereum, do Ripple, da Litecoin, do euro, da libra esterlina, do yen japonês e do won coreano, respetivamente.